

Universidade Estadual de Campinas

Departamento de Estatística
ME623 - Planejamento e Pesquisa
Professor Aluísio de Souza Pinheiro

Definição, Aplicação e Características do Desenho de Taguchi

Lucas Perondi Kist - 236202

Campinas - SP
2023

1 Introdução

Desenho de parâmetros robustos é uma classe de desenhos experimentais que buscam uma escolha de níveis de fatores controláveis que minimizem a variabilidade causada por fatores incontroláveis. Dessa forma, podem ser utilizadas diversas abordagens para determinar esses níveis como, por exemplo, a de Taguchi (ver Taguchi e Wu (1980)) e a tradicional (como Antony (2014)).

O escopo deste relatório envolve a definição da filosofia utilizada, método de alocação das unidades e desenho, além da discussão acerca de sua aplicabilidade, limitações e modo de analisar os dados. Será dado foco para o desenho de parâmetros, focado em reduzir o efeito de fatores de ruído. Por fim, é realizada uma aplicação em dados reais, disponíveis em Byrne e Taguchi (1986).

2 Desenho de Taguchi

2.1 Objetivo

O desenho de Taguchi é aplicado em situações em que se deseja reduzir a variabilidade de uma característica de interesse - geralmente um produto produzido por uma empresa. Busca-se fazer isso, inicialmente, a partir do levantamento de parâmetros e/ou fatores que podem influenciar essa dispersão em torno do valor de interesse.

Posteriormente, são considerados níveis específicos dos parâmetros e, a partir disso, é desenhado um experimento que visa à determinação da melhor configuração deles, no sentido de reduzir a variância. Tais procedimentos são acompanhados de princípios filosóficos que motivaram seu desenvolvimento e serão discutidos a seguir.

2.2 Princípios

O desenho de Taguchi se baseia em princípios específicos que guiam a abordagem introduzida por Genichi Taguchi (ver Taguchi e Wu (1980)). Inicialmente, considera-se que uma parte importante a se considerar quando se avalia a qualidade de um produto é a perda total gerada à sociedade. Ou seja, busca-se minimizar uma função perda, considerada proporcional ao quadrado do desvio em relação ao valor de referência, a qual quantifica o efeito de um produto de baixa qualidade na sociedade.

Além disso, considerando a economia competitiva, entende-se que a busca constante por diminuir custos e aumentar a qualidade são essenciais para que uma empresa se mantenha no mercado. Isso deve ser feito, segundo a filosofia de Taguchi, diminuindo a variabilidade da produção em torno de seu valor alvo. Para isso, pode-se utilizar planejamentos para identificar as configurações que promovem tal minimização.

Ademais, a redução da variabilidade pode ser alcançada explorando os efeitos não lineares dos parâmetros na característica de interesse. Para isso, experimentos estatisticamente planejados podem ser aplicados e, com isso, espera-se encontrar as configurações que a minimizem.

2.3 Desenho

O desenho do experimento a partir do método de Taguchi envolve algumas etapas. Inicialmente, é necessário definir os fatores que podem vir a interferir na qualidade da medida, cuja variabilidade se deseja estudar e fixar seus níveis. Eles podem ser de duas classes: controláveis ou incontroláveis, sendo que a classificação influencia o modo como são inseridos no planejamento.

Nesse sentido, a fim de diminuir significativamente o número de experimentos realizados, são construídas duas matrizes, sendo pelo menos uma delas ortogonal, isto é, de forma que os níveis dos fatores sejam ponderados de forma igual. Assim, evita-

se que um fator influencie a estimativa dos outros e possibilita-se a decomposição de quadrados de forma ortogonal.

Tais construções são realizadas da seguinte forma: selecionados os fatores controláveis (de controle) e seus níveis, escolhe-se uma matriz ortogonal apropriada para eles, constituindo assim a matriz interna. Na sequência, os fatores que são incontroláveis (de ruído), os quais podem ser simulados ou controlados durante a experimentação, são determinados e é escolhida a matriz externa, a qual pode ser ortogonal ou criada a partir de outro desenho, como o fatorial, por exemplo.

Posteriormente, é determinado o número de vezes que o experimento deve ser realizado, bem como as condições de cada rodada e se haverá réplicas. Para isso, de acordo com o número de níveis de cada um dos fatores considerados (que não precisa ser constante), escolhe-se a respectiva matriz ortogonal (as principais serão mencionadas na sequência).

Por fim, é realizada a coleta dos dados segundo o planejamento previamente realizado, com a garantia da ortogonalização, a qual permite a decomposição em quadrados e a realização de determinadas análises. Esses procedimentos são discutidos na sequência do relatório, assim como sua aplicação em um conjunto de dados.

2.3.1 Catálogo de Desenhos de Taguchi

Como mencionado, dependendo da quantidade de fatores e de níveis em cada fator, deve ser selecionada a matriz ortogonal adequada. Nesse sentido, vários desenhos foram catalogados a fim de auxiliar pesquisadores que venham a utilizar esse planejamento a terem uma matriz ortogonal.

Adotando a notação de que $L_n(i^j), (k^l)$ indica que são necessárias n configurações, considerando que há j fatores com i níveis e l fatores com k níveis, então algumas matrizes catalogadas são:

- $L4(2^3)$;
- $L8(2^7)$;
- $L16(2^{15})$;
- $L16(2^{12}), (4^1)$;
- $L27(3^{13})$;
- $L36(2^3), (3^{13})$;
- $L54(2^1), (3^{25})$.

Mais matrizes, bem como seus respectivos desenhos, podem ser encontrados em Taguchi et al. (1987). Nota-se que o número de experimentos necessários é, em geral, bastante inferior ao que seriam necessários caso fosse realizado um experimento fatorial completo (ver Montgomery (2017)). Por exemplo, em vez de realizar

$2^7 = 128$ experimentos, utilizar um desenho $L8(2^7)$ necessita apenas das seguintes 8 realizações, onde NF_a indica o nível do fator a , $a = 1, 2, \dots, 7$, que foi definido como binário (assume níveis 1 ou 2):

Tabela 1: Matriz ortogonal $L8(2^7)$

Realização	NF1	NF2	NF3	NF4	NF5	NF6	NF7
1	1	1	1	1	1	1	1
2	1	1	1	2	2	2	2
3	1	2	2	1	1	2	2
4	1	2	2	2	2	1	1
5	2	1	2	1	2	1	2
6	2	1	2	2	1	2	1
7	2	2	1	1	2	2	1
8	2	2	1	2	1	1	2

É comum que não haja uma matriz ortogonal desenhada especificamente para o número de fatores e níveis que serão utilizados. Nesses casos, utiliza-se aquela que possui menor número de realizações necessárias dentre as que envolvem mais fatores com o mesmo número de níveis do desenho de interesse.

Por exemplo, para um desenho com 5 fatores de 3 níveis cada (3^5), existem desenhos $L9(3^4)$ e $L27(3^{13})$. Como o primeiro possui menos fatores do que deseja-se estudar, opta-se pela segunda alternativa, isto é, adapta-se um desenho $L27(3^{13})$ para $L27(3^5)$. Sendo NF_a o nível do fator a , $a = 1, 2, 3, 4, 5$ e 1, 2 e 3 os níveis de cada um dos fatores, uma das possíveis matrizes é dada por:

Tabela 2: Matriz ortogonal $L_{27}(3^5)$

Realização	NF1	NF2	NF3	NF4	NF5
1	1	1	1	1	1
2	1	1	1	1	2
3	1	1	1	1	3
4	1	2	2	2	1
5	1	2	2	2	2
6	1	2	2	2	3
7	1	3	3	3	1
8	1	3	3	3	2
9	1	3	3	3	3
10	2	1	2	3	1
12	2	1	2	3	2
12	2	1	2	3	3
13	2	2	3	1	1
14	2	2	3	1	2
15	2	2	3	1	3
16	2	3	1	2	1
17	2	3	1	2	2
18	2	3	1	2	3
19	3	1	3	2	1
20	3	1	3	2	2
21	3	1	3	2	3
22	3	2	1	3	1
23	3	2	1	3	2
24	3	2	1	3	3
25	3	3	2	1	1
26	3	3	2	1	2
27	3	3	2	1	3

2.3.2 Realização do experimento

A fim de garantir aleatoriedade e mitigar a influência de outros efeitos não incluídos no desenho, deve-se aleatorizar a ordem de execução do experimento. Além disso, caso seja de interesse realizar cada experimento mais de uma vez, é possível realizar replicações ou repetições.

Repetições são caracterizadas pela execução sequencial de todos os experimentos análogos, reduzindo o custo, mas gerando possíveis problemas em caso de erro nas condições. Já replicações ocorrem quando se realiza todos os experimentos em ordem aleatória, o que aumenta os custos, mas facilita a detecção de possíveis problemas na montagem do experimento.

2.4 Razão de sinal e ruído (S/N) e perda esperada

Conforme mencionado anteriormente, este desenho de experimentos trabalha com a minimização de uma função perda que busca medir o efeito de um produto com baixa qualidade na sociedade. Por isso, ela é considerada proporcional ao quadrado da diferença entre o valor observado e o valor de referência e deseja-se minimizar seu valor esperado.

Assim, consoante Dehnad (2012), seja Y uma variável aleatória cuja forma leva em consideração os conhecimentos de especialistas que representa o valor de uma medida de desempenho com valor de referência τ . Sejam $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)$ os fatores controláveis e $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_l)$ os fatores de ruído incluídos no desenho; então, assume-se que $Y = f(\theta, \omega)$. Isto é, Y é função de θ e ω e, fixado θ , a distribuição de Y é determinada apenas pelo ruído.

Definem-se $\eta(\theta)$ e $\sigma^2(\theta)$ como

$$\eta(\theta) = E(Y)$$

e

$$\sigma^2(\theta) = E[(Y - \eta(\theta))^2] = Var(Y),$$

além de

$$QME(\theta) = E[(Y - \tau)^2]$$

$$B(\theta) = \eta(\theta) - \tau$$

$$\xi(\theta) = \frac{\eta(\theta)^2}{\sigma^2(\theta)},$$

que são, respectivamente, o quadrado médio dos erros, o viés e o quadrado do inverso do coeficiente de variação de Y .

Além disso, de acordo com a definição de Fraley et al. (2023), seja $l(Y)$ a perda em alguma unidade monetária (por exemplo, reais) sofrida por um indivíduo devido ao desvio de Y de τ . Como Taguchi considera que a perda é bem modelada pelo desvio quadrático, define-se, sendo K uma constante,

$$l(Y) = K(Y - \tau)^2.$$

O valor de K pode ser determinado caso seja conhecido o valor de $l(Y)$ para algum Y . De acordo com Fraley et al. (2023), seu valor pode ser determinado a partir dos limites de especificação Δ , a partir da relação

$$K = \frac{C}{\Delta^2},$$

sendo C outra constante, que mede a quantidade, em reais, gasta para descartar e/ou reparar um produto que esteja fora das especificações. Dessa forma, a perda esperada é definida tomando a esperança em relação à distribuição de Y , isto é,

$$L = E[l(Y)] = KE[(Y - \tau)^2] = QME(\theta)$$

e, caso a variância não seja ligada à média, a medida de desempenho é definida como

$$\zeta(\theta) = 10\log(\sigma^2(\theta)),$$

sendo definida como

$$\zeta(\theta) = 10\log(\xi^2(\theta))$$

caso contrário.

Por outro lado, se o interesse for minimizar ou maximizar o valor de Y , Dehnad (2012) afirma que usam-se, respectivamente, $l(Y) = KY^2$ e $l(Y) = \frac{K}{Y^2}$ logo, $L = KE(Y^2)$ e $\zeta(\theta) = -10\log(L)$; e $L = KE(\frac{1}{Y^2})$ e $\zeta(\theta) = -10\log(L)$.

Já a razão S/N, ou estatística de desempenho, utilizada para estimar $\xi(\theta)$, considerando que há uma amostra aleatória y_1, y_2, \dots, y_n de Y , em que $\bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n}$ e $s^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{n-1}$ é dada por:

- $Z(\theta) = -10\log(s^2)$, se o valor de referência é $\tau, 0 < \tau < \infty$ e a variância não é ligada à média;
- $Z(\theta) = -10\log(\frac{\bar{y}^2}{s^2})$ ou $Z_2(\theta) = 10\log(\frac{\bar{y}^2}{s^2} - \frac{1}{n})$, se o valor de referência é $\tau, 0 < \tau < \infty$ e a variância é ligada à média;
- $Z(\theta) = -10\log\left(\frac{\sum_{i=1}^n \frac{1}{y_i^2}}{n}\right)$, se for de interesse maximizar Y ;
- $Z(\theta) = -10\log\left(\frac{\sum_{i=1}^n y_i^2}{n}\right)$, se for de interesse minimizar Y .

2.5 Análise dos resultados

Com os dados coletados segundo o planejamento proposto por Taguchi, é possível utilizar o fato de se ter uma matriz ortogonal para analisar os dados de forma assertiva. Vale ressaltar que os objetivos principais ao se planejar o experimento desta forma são relacionados a ter uma média próxima a um valor de referência e minimizar a variância.

Como o foco deste relatório envolve minimizar a variabilidade devido aos ruídos, será apresentada uma análise da razão S/N. Para uma descrição de como se analisar os dados em relação à média e ao valor de referência, ver Taguchi e Wu (1980). Vale ressaltar que as medidas necessárias para se ajustar a resposta à média geralmente são diferentes daquelas utilizadas para minimizar a variabilidade.

2.5.1 Modelo

Suponha que existam k fatores de controle, cada um tendo l_i níveis, $i = 1, 2, \dots, k$. O modelo estatístico do desenho de Taguchi é um modelo aditivo dado por

$$[Z(\theta)]_{i_1, i_2, \dots, i_k} = \mu_0 + [\theta_1]_{i_1} + [\theta_2]_{i_2} + \dots + [\theta_k]_{i_k} + r, \quad i_j = 1, 2, \dots, l_j, \quad j = 1, 2, \dots, k,$$

onde: μ_0 é a média geral, $[\theta_i]_j$ representa o efeito do j -ésimo nível do fator θ_i na razão S/N $Z(\theta)$, $i = 1, 2, \dots, k; j = 1, 2, \dots, l_i$ e r é o erro. Os erros são supostos independentes e identicamente distribuídos com média 0 e variância constante σ_r^2 .

2.5.2 Análise da razão S/N

No início do delineamento do experimento, são levantados fatores de controle e de ruído, levando à criação de uma matriz ortogonal interna e a uma matriz externa, que pode ser construída de diversas formas. Após a coleta dos dados, deseja-se saber a configuração que minimiza os efeitos dos fatores incontroláveis e, para isso, é realizada uma análise dos valores de S/N.

Conforme mencionado anteriormente, S/N pode ter várias formas, dependendo do valor de referência e da natureza dos dados. Em particular, caso seja de interesse minimizar a variável resposta Y , ela é dada por

$$Z(\theta) = -10 \log \left(\frac{\sum_{i=1}^n y_i^2}{n} \right)$$

e, caso se queira maximizar, utiliza-se

$$Z(\theta) = -10 \log \left(\frac{\sum_{i=1}^n \frac{1}{y_i^2}}{n} \right).$$

Como cada experimento é realizado sob diversas configurações de parâmetros de controle, a fim de forçar a atuação dos fatores de ruído, os valores observados de Y em cada linha são resumidos em uma coluna que computa o valor de $Z(\theta)$, o qual será referido como sendo SN .

Segundo Yang e El-Haik (2009), supondo que os erros têm distribuição normal, pode-se realizar uma ANOVA a fim de verificar quais fatores são relevantes ou, conforme sugerido por Taguchi, pode-se adotar um método gráfico para selecionar os níveis em todos eles (mesmo que a diferença não seja significativa). A vantagem do primeiro envolve maior rigor estatístico e facilita a realização de estudos posteriores baseados apenas nos fatores importantes, enquanto o segundo possui maior aplicabilidade prática e é mais simples de ser realizada.

Assim, para ilustrar ambos os métodos, considere o experimento apresentado por Yang e El-Haik (2009), constituído de 5 fatores de controle (A, B, C, D e E), com 2 níveis cada (1 e 2), e 1 de ruído (P), com dois níveis cada (P1 e P2). Foi utilizada uma matriz interna $L8$ e os resultados, bem como as configurações adotadas, estão apresentadas na Tabela 3. Foram removidos dois fatores dos dados originais, mas, pela ortogonalidade, isso não afetará as análises.

Tabela 3: Resultados do experimento

Realização	A	B	C	D	E	P1	P2
1	1	1	1	1	1	26	38
2	1	1	2	2	2	16	6
3	1	2	1	1	2	3	17
4	1	2	2	2	1	18	16
5	2	1	1	2	2	0	5
6	2	1	2	1	1	0	1
7	2	2	1	2	1	4	5
8	2	2	2	1	2	5	3

Nesse contexto, menores valores são considerados melhores, então SN será calculado pela fórmula

$$SN = -10 \log \left(\frac{\sum_{i=1}^2 y_i^2}{2} \right).$$

O resultado está apresentado na Tabela 4. A partir dela, nota-se que o maior valor de SN ocorreu na 6ª realização, enquanto o menor ocorreu na 1ª.

Tabela 4: Resultados do experimento com SN calculado

Realização	A	B	C	D	E	P1	P2	SN
1	1	1	1	1	1	26	38	-30,25
2	1	1	2	2	2	16	6	-21,64
3	1	2	1	1	2	3	17	-21,73
4	1	2	2	2	1	18	16	-24,62
5	2	1	1	2	2	0	5	-10,97
6	2	1	2	1	1	0	1	3,01
7	2	2	1	2	1	4	5	-13,12
8	2	2	2	1	2	5	3	-12,30

A Tabela 5 apresenta a ANOVA para o modelo considerando os 5 fatores. É possível observar que “E” é o menos significativo, logo, pode ser agrupado com o erro para melhorar sua estimativa. Esse processo foi realizado sucessivamente (remover o fator menos significativo tal que seu p-valor seja maior do que 0,05) até que todos os fatores fossem significantes.

Após realizar sucessivamente esse procedimento, obtém-se a Tabela 6. Nela, nota-se que há evidências fortíssimas de que o fator “A” é significativo, o que indica que ele influencia as médias. Por isso, estudos posteriores focados em reduzir a variabilidade podem considerar apenas ele e possíveis níveis que possa assumir.

Tabela 5: ANOVA fatores

Fonte	gl	SQ	MQ	Valor de F	p-valor
A	1	526,04	526,04	7,40	0,1128
B	1	17,77	17,77	0,25	0,6667
C	1	52,58	52,58	0,74	0,4804
D	1	10,29	10,29	0,14	0,7402
E	1	0,35	0,35	0,00	0,9507
Erro	2	142,21	71,11		

Tabela 6: ANOVA - apenas A

Fonte	gl	SQ	MQ	Valor de F	p-valor
A	1	526,04	526,04	14,14	0,0094
Erro	6	223,20	37,20		

Finalmente, a Tabela 7 ilustra a comparação entre os modelos que consideram apenas o fator “A” e o que considera todos os fatores. A partir dela, conclui-se que não há evidências estatísticas significantes a 5% de que há prejuízo em utilizá-lo em vez do completo.

Tabela 7: ANOVA fatores

Modelo	gle	SQE	Gl	SQ	F	p-valor
Apenas A	6	223,20				
A, B, C, D e E	2	142,21	4	80,99	0,28	0,8683

Por outro lado, a abordagem proposta por Taguchi envolve a análise gráfica. Os gráficos com a média da SN de cada fator estão apresentados na Figura 1. A partir dela, a combinação que maximiza SN (e minimiza a variabilidade) é A2, B1, C2, D1 e E1. Assim, a decisão baseada nesse experimento seria adotar esses níveis, apesar do fato de que apenas “A” é significativo pela ANOVA realizada (considerando que as suposições são satisfeitas).

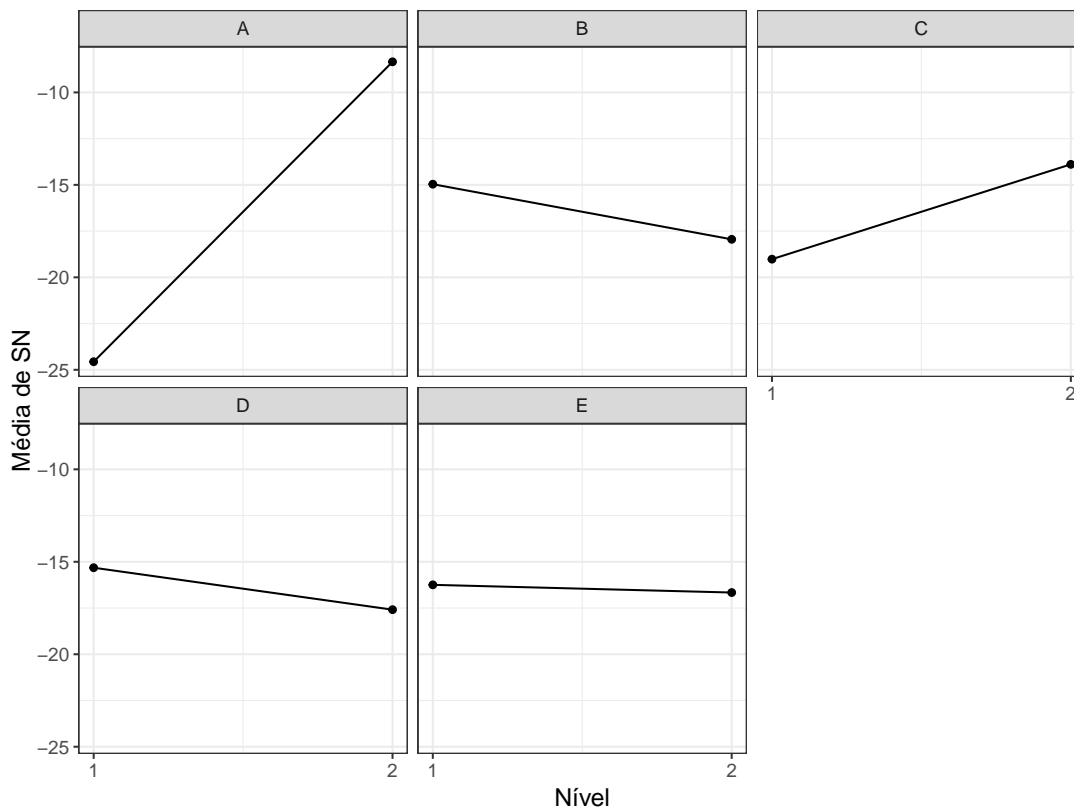


Figura 1: Média de SN dos fatores

2.6 Considerações sobre o desenho de Taguchi

O desenho de Taguchi aditivo possui diversas vantagens, apesar de apresentar algumas limitações em determinadas situações. Inicialmente, conforme mencionado anteriormente, este planejamento é capaz de reduzir drasticamente o número de experimentos necessários para atingir o nível ótimo dos parâmetros (Dehnad (2012)).

Além disso, o método é simples de aplicar e muito útil para reduzir o número de fatores que devem ser considerados em estudos posteriores. Dessa forma, aqueles que possuem maiores efeitos na resposta podem ser identificados e investigados à parte posteriormente.

Por outro lado, as desvantagens estão relacionadas a limitações próprias do desenho. Por exemplo, por reduzir o número de experimentos necessários, não são testadas todas as combinações possíveis entre variáveis, dificultando, assim, a detecção de interações. Nesse sentido, há críticas ao desenho devido à dificuldade de inclusão de interações.

Além disso, Woolf (2023) afirma que, tendo em vista que o desenho de Taguchi envolve o aumento da qualidade em vez de resolver problemas relativos a uma má qualidade, a utilização ocorre principalmente no começo do desenvolvimento dos proces-

sos. Dessa forma, assim que os principais parâmetros são determinados, utilizam-se outros planejamentos, como desenhos fatoriais ou aleatórios, dependendo da complexidade do processo e número de níveis.

3 Aplicação em um conjunto de dados

A aplicação do desenho de Taguchi será realizada baseada na discussão apresentada por Byrne e Taguchi (1986), o qual contém uma descrição do problema, planejamento do experimento, análise e proposta de intervenção, que serão discutidos e as análises, refeitas. O experimento original possuía um objetivo direto e um indireto, sendo ambos considerados no trabalho original; entretanto, apenas o principal será considerado nesta análise.

3.1 Descrição do problema

O experimento foi realizado a fim de determinar a configuração na qual um conector elastomérico pudesse ser montado de forma econômica a um tubo de nylon, de forma a gerar a tração necessária para ser utilizado em motores. Para isso, desejava-se maximizar a força de tração e minimizar o esforço de montagem, de modo que o primeiro era o objetivo principal e o outro, um objetivo secundário.

3.2 Desenho do experimento

Os pesquisadores identificaram 7 fatores que influenciam a força de tração: 4 de controle (A, B, C e D), considerados em 3 níveis cada (1, 2 e 3), e 3 de ruído (E, F e G), com dois níveis cada (1 e 2). A descrição dos fatores, bem como seus níveis, está apresentada na Tabela 8

Tabela 8: Descrição dos fatores

Fator	Nome	Classificação	Nível 1	Nível 2	Nível 3
A	Interferência	Controle	Baixo	Médio	Alto
B	Espessura da parede do conector	Controle	Fina	Média	Espessa
C	Profundidade de inserção	Controle	Raso	Médio	Profundo
D	Percentual de adesivo pré-mergulho	Controle	Baixo	Médio	Alto
E	Tempo de condicionamento	Ruído	24h	120h	-
F	Temperatura de condicionamento	Ruído	72°F	150°F	-
G	Umidade relativa de condicionamento	Ruído	25%	75%	-

Devido ao número de fatores e de níveis, as matrizes ortogonais mais adequadas foram selecionadas, a saber, para a matriz interna, um desenho L_9 e, para a externa, um L_8 . As configurações adotadas em cada experimento, que foi realizado sob 8 condições de ruído, estão apresentadas na Tabela 10, enquanto as condições de ruído N_i , $i = 1, 2, \dots, 8$ estão na Tabela 9.

Tabela 9: Configurações do ruído

Configuração	E	F	G
N1	2	2	2
N2	2	2	1
N3	2	1	2
N4	2	1	1
N5	1	2	2
N6	1	2	1
N7	1	1	2
N8	1	1	1

Tabela 10: Desenho do experimento

Realização	A	B	C	D
1	1	1	1	1
2	1	2	2	2
3	1	3	3	3
4	2	1	2	3
5	2	2	3	1
6	2	3	1	2
7	3	1	3	2
8	3	2	1	3
9	3	3	2	1

3.3 Dados coletados

A Tabela 11 apresenta os valores observados em cada configuração do experimento sob cada configuração de ruído, bem como o valor de SN calculado em cada experimento. A partir dela, percebe-se que o efeito do sinal foi maximizado na 5ª realização e minimizado na 1ª.

Tabela 11: Resultados do experimento

Realização	A	B	C	D	N1	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	SN
1	1	1	1	1	19,1	20,0	19,6	19,6	19,9	16,9	9,5	15,6	24,025
2	1	2	2	2	21,9	24,2	19,8	19,7	19,6	19,4	16,2	15,0	25,522
3	1	3	3	3	20,4	23,3	18,2	22,6	15,6	19,1	16,7	16,3	25,335
4	2	1	2	3	24,7	23,2	18,9	21,0	18,6	18,9	17,4	18,3	25,904
5	2	2	3	1	25,3	27,5	21,4	25,6	25,1	19,4	18,6	19,7	26,908
6	2	3	1	2	24,7	22,5	19,6	14,7	19,8	20,0	16,3	16,2	25,326
7	3	1	3	2	21,6	24,3	18,6	16,8	23,6	18,4	19,1	16,4	25,711
8	3	2	1	3	24,4	23,2	19,6	17,8	16,8	15,1	15,6	14,2	24,832
9	3	3	2	1	28,6	22,6	22,7	23,1	17,3	19,3	19,9	16,1	26,152

3.4 Análise dos dados

3.4.1 Razão S/N

A Tabela 12 apresenta a decomposição da soma de quadrados total. Como a soma dos graus de liberdade do experimento é igual ao número de parâmetros a serem estimados, não é possível estimar a variância nem realizar testes-F. É possível perceber que os fatores C e D são os com maior e menor efeito, respectivamente. Assim, não é possível realizar uma ANOVA.

Tabela 12: Decomposição da soma de quadrados

Fonte	Gl	SQ	MQ
A	2	1.77	0.89
B	2	0.47	0.23
C	2	2.88	1.44
D	2	0.17	0.09
Total	8	5.29	2.65

Por outro lado, é possível realizar uma análise gráfica das médias de SN em cada fator e verificar o nível que a maximiza. Nesse sentido, a Figura 2 apresenta essa comparação. A partir dela, conclui-se que a configuração que maximiza SN e, portanto, deve ser aplicada na prática é A2, B2, C3 e D1.

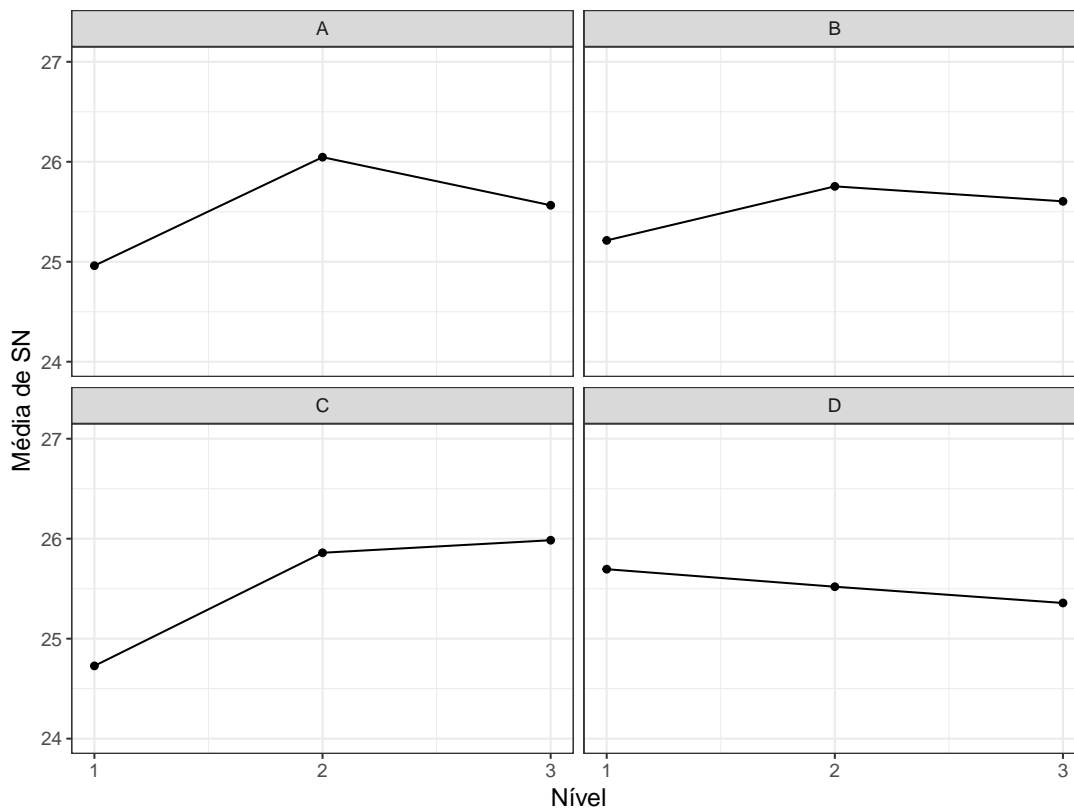


Figura 2: Média de SN dos fatores

3.5 Críticas e considerações

O objetivo do estudo era identificar a configuração dos parâmetros que minimizam o efeito dos ruídos no torque produzido. Nesse sentido, como esse foi o primeiro estudo realizado, o objetivo era obter uma ideia inicial da configuração ideal, o desenho de Taguchi foi uma abordagem coerente.

Entretanto, é importante ressaltar que não foi realizado nenhum tipo de aleatorização da ordem de execução dos experimentos, o que pode causar um efeito de confundimento gerado por um fator que não foi considerado no delineamento do experimento. Nesse sentido, deveria ter havido um passo de aleatorização da ordem, de modo a eliminar, em média, os efeitos desconsiderados.

Ademais, como foi utilizado, para os ruídos, um desenho que poderia comportar até 7 fatores com dois níveis cada, ou quatro fatores com dois níveis e um com quatro, mas foram utilizados apenas 3 fatores, sendo que nenhum deles incluiu fornecedores dos equipamentos, insumos ou operadores que podem, eventualmente, influenciar no resultado. Dessa forma, poderia ter sido realizado, com mesmo número de experimentos, um estudo que avaliasse mais fontes de ruído.

Além disso, não foram incluídas interações entre fatores, seja entre os de controle,

seja entre controle e ruído, ou ainda entre dois ruídos. Por isso, caso haja um efeito simultâneo, o desenho não terá sido efetivo, na medida que a configuração ótima pode ser influenciada por essa característica desconsiderada.

3.6 Conclusão

A partir do experimento realizado e das discussões apresentadas, pode-se concluir que, apesar das limitações do estudo, é possível pelo menos esboçar uma combinação ótima dos fatores: A2, B2, C3 e D1. Além disso, pela decomposição dos quadrados e pelos gráficos, nota-se que os fatores B e D não influenciam muito o valor de SN; assim, futuros estudos podem focar principalmente nos demais, de modo a otimizar a utilização de recursos.

Referências

- Antony, J. (2014). Copyright. In Antony, J., editor, *Design of Experiments for Engineers and Scientists (Second Edition)*. Elsevier, Oxford, second edition edition.
- Byrne, D. M. e Taguchi, S. (1986). The taguchi approach to parameter design. *Annual Quality Congress Transactions*, 40:168–177.
- Dehnad, K. (2012). *Quality control, robust design, and the Taguchi method*. Springer Science & Business Media.
- Fraley, S., Zalewski, J., Oom, M., e Terrien, B. (2023). 14.1: Design of experiments via taguchi methods - orthogonal arrays.
- Montgomery, D. C. (2017). *Design and analysis of experiments*. John wiley & sons.
- Taguchi, G., Tung, L. W., e Clausing, D. (1987). *System of experimental design: Engineering methods to optimize quality and minimize costs*. UNIPUB.
- Taguchi, G. e Wu, Y.-I. (1980). Introduction to off-line quality control systems. *Central Japan QCA, Nagoyo*.
- Woolf, P. (2023). Chemical process dynamics and controls (woolf).
- Yang, K. e El-Haik, B. S. (2009). *Design for six sigma: a roadmap for product development*. McGraw-Hill Education.