

Taguchi Puro

Integração do Método Taguchi e da Linguagem R em Atividades de Aprendizagem Baseada em Problemas com Dinâmicas de Catapulta

João Pedro Ribeiro Gomes

Unesp (jpr.gomes@unesp.br)

Eduardo Moreira dos Santos Delfino

Unesp (eduardo.delfino@unesp.br)

Gustavo Rodrigues Duarte

Unesp (gr.duarte@unesp.br)

Heitor Ferreira de Carvalho

Unesp (heitor.f.carvalho@unesp.br)

Jessé Augusto Rodrigues de Lima

Unesp (jesse.rodrigues@unesp.br)

Luan Galice Meneghesso

Unesp (luan.galice@unesp.br)

Ruan Teodoro de Moura Santos

Unesp (ruan.moura@unesp.br)

Vitor Alves da Cruz Pedroso

Unesp (vitor.ac.pedroso@unesp.br)

Erica Ximenes Dias

Unesp (erica.ximenes@unesp.br)

Fernando Augusto Silva Marins

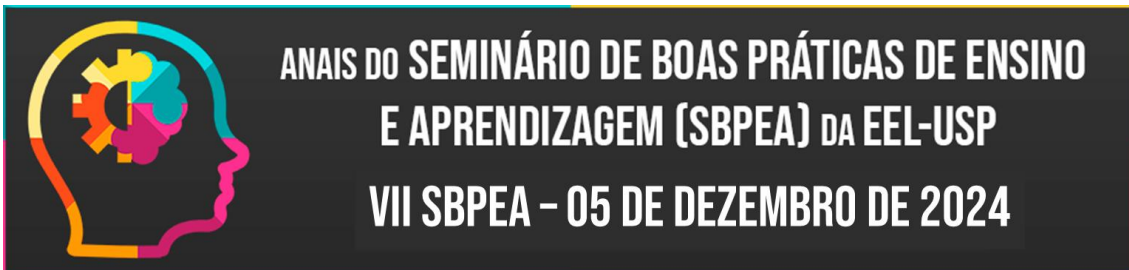
Unesp (Fernando.marins@unesp.br)

Claudia Regina de Freitas

Unesp(claudia.freitas@unesp.br)

Aneirson Francisco da Silva

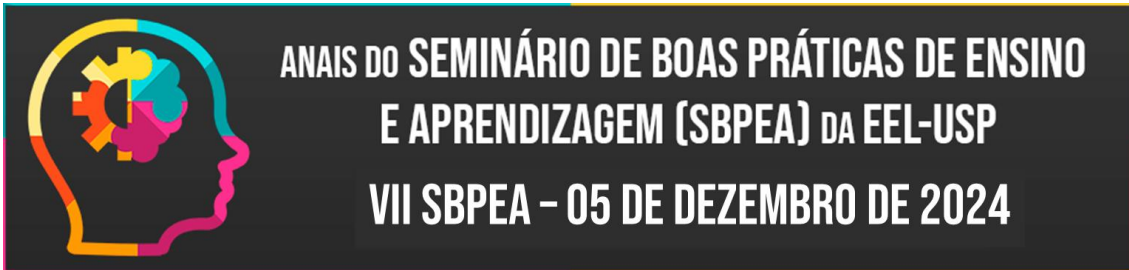
Unesp (aneirson.silva@unesp.br)



Resumo

A formação contemporânea em engenharia exige uma resposta diante da evolução tecnológica, o que impulsiona a adoção de metodologias ativas, como a Aprendizagem Baseada em Problemas (PBL). Diante disso, este trabalho combina uma abordagem interdisciplinar: a integração do Método Taguchi com o auxílio da linguagem R em um ambiente de PBL. O experimento central, envolvendo dinâmicas de catapulta, serviu como um laboratório para aperfeiçoamento de processos e o desenvolvimento de competências investigativas. A sistemática empregada foi a pesquisa aplicada, de natureza quantitativa e experimental, utilizando o arranjo ortogonal L9 de Taguchi para o planejamento de nove testes experimentais. O objetivo foi aumentar a distância da variável de resposta (Y), variando os fatores Ângulo de Giro (A), Comprimento do Braço (B) e Altura do Pivô (C). A análise estatística, realizada com a linguagem R, indicou que os fatores B e C são significativos para o alcance do projétil, com um modelo de regressão linear simples alcançando um elevado R-quadrado ajustado de 96,02%. Os testes de normalidade, homocedasticidade e autocorrelação validaram os pressupostos estatísticos do modelo. Para aumentar a distância, a análise aponta para a configuração de Nível 3 para todos os fatores. A validação estatística confirmou a eficácia do modelo, pois a condição de máxima distância observada (4,20 metros) está contida no intervalo de predição [3.386184, 4.48715]. Os resultados comprovam que esta sistemática transforma conceitos estatísticos abstratos em experiências práticas, promovendo a conexão entre teoria e a prática da engenharia. A integração do Taguchi com o R em um contexto PBL pode ajudar os alunos a desenvolver o pensamento crítico, capacidade de resolução de problemas complexos e o desenvolvimento de habilidades com ferramentas computacionais, qualificando a formação do futuro engenheiro.

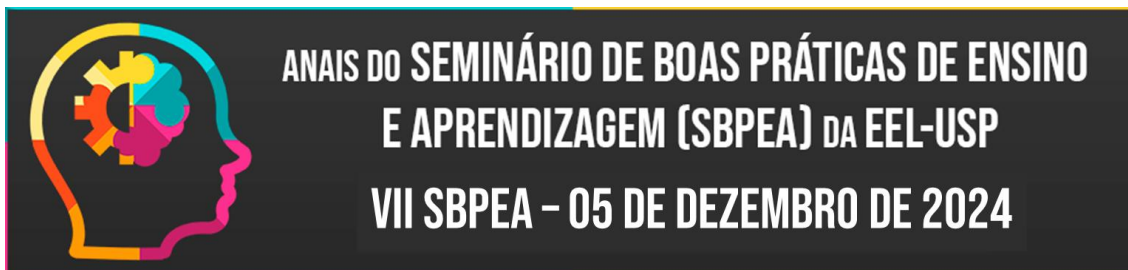
Palavras-chave: PBL, Método Ativo de Aprendizagem, Taguchi, Linguagem R.



Abstract

Contemporary engineering education demands adaptation to technological advances, encouraging the adoption of active learning methodologies such as Problem-Based Learning (PBL). In this context, the present work integrates an interdisciplinary approach that combines the Taguchi Method with the R programming language in a PBL environment. The core experiment, involving catapult dynamics, functioned as a practical laboratory for process improvement and the development of investigative skills. The research followed an applied, quantitative, and experimental design, employing Taguchi's L9 orthogonal array to plan nine experimental trials. The objective was to maximize the response variable (Y) the projectile distance by varying the factors: Launch Angle (A), Arm Length (B), and Pivot Height (C). Statistical analysis performed in R revealed that factors B and C significantly affect the projectile's range, with a simple linear regression model achieving an adjusted R-squared of 96.02%. Tests for normality, homoscedasticity, and autocorrelation confirmed the statistical assumptions of the model. To increase distance, the analysis indicated Level 3 for all factors as the optimal configuration. Statistical validation confirmed the model's accuracy, as the maximum observed distance (4.20 meters) fell within the prediction interval [3.386184, 4.48715]. The findings demonstrate that this systematic approach transforms abstract statistical concepts into hands-on experiences, strengthening the link between theory and engineering practice. Integrating Taguchi and R within a PBL framework enhances students' critical thinking, problem-solving capabilities, and proficiency with computational tools, ultimately enriching the training of future engineers.

Keywords: PBL; Active Learning Method; Taguchi; R Language



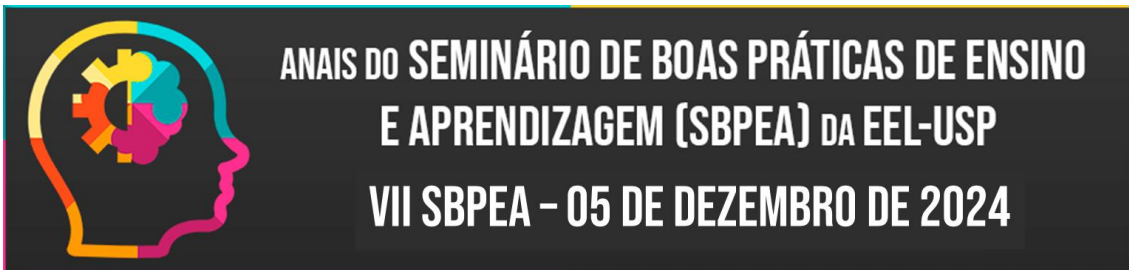
1. INTRODUÇÃO E CONTEXTUALIZAÇÃO DA PESQUISA

A educação em engenharia tem sido desafiada a responder às demandas da sociedade contemporânea, marcada pela complexidade tecnológica, pela necessidade de inovação e pela valorização de competências socioemocionais (Van den Beemt et al., 2020). Nesse cenário, metodologias ativas de ensino-aprendizagem vêm ganhando espaço, por deslocarem o foco da transmissão de conteúdo para a construção de conhecimento de forma colaborativa e contextualizada (Oliveira et al., 2025).

No campo do ensino de engenharia, diferentes abordagens ativas vêm ganhando espaço, cada qual com seus próprios atributos e capacidades (Sukackê, 2022). Um exemplo notável é a Aprendizagem Baseada em Problemas (*Problem Based Learning* - PBL), que propõe projetos extensos ligados a situações práticas, autênticas ou simuladas, unindo teoria e prática de forma eficaz (Kokotsaki; Menzies; Wiggins, 2016).

Outra tática popular é a Sala de Aula Invertida (*Flipped Classroom*), que renova a forma de ensinar ao levar o primeiro contato com os temas para fora da sala, dedicando o tempo em aula para atividades em grupo e solução de desafios (Lo; Hew, 2017). Desse modo, a Aprendizagem Cooperativa também se sobressai, focando na criação conjunta de saberes em grupos, incentivando tanto o aprimoramento de habilidades sociais quanto o interesse dos alunos (Low, 2024).

Ademais, a Gamificação tem sido usada para impulsionar a motivação e a participação dos estudantes, empregando elementos de jogos no aprendizado (Dicheva et al., 2015). A variedade dessas metodologias mostra que o ensino de engenharia atual possui diversas opções focadas no aluno, que podem ser combinadas ou ajustadas a diferentes situações de aprendizado (Prince, 2004; Freeman et al., 2014).



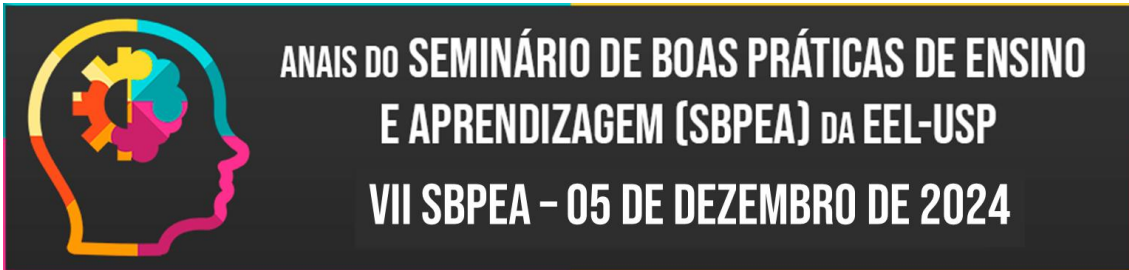
Entre essas metodologias, destaca-se a PBL, que utiliza problemas abertos e pouco estruturados como ponto de partida para o aprendizado, promovendo a autonomia do estudante e o desenvolvimento de competências transversais, como pensamento crítico e resolução criativa de problemas (Bédard, 2020; Martins, 2025). A consolidação da PBL em instituições de ensino superior tem sido acompanhada por estudos que comprovam sua eficácia na formação de engenheiros (Souza et al., 2025), especialmente por integrar teoria e prática em situações que simulam problemas reais (Doulougeri et al., 2024).

Diante de tudo que foi comentado, o Método Taguchi ou *Design* de Taguchi apresenta-se como um recurso de grande potencial pedagógico (Wu; Huang; Lin, 2020). Originalmente desenvolvido para o *design* robusto de experimentos na indústria, o método possibilita reduzir a variabilidade e melhorar resultados por meio de arranjos ortogonais e da análise da razão sinal-ruído (Roy, 2021). Em contextos educacionais, a aplicação do Método Taguchi pode apoiar a aprendizagem de estatística e planejamento experimental, aproximando os estudantes de práticas de investigação científica e da cultura de melhoria contínua (Prasad; Singh, 2023).

A potencialização desse processo ocorre com a incorporação de ferramentas computacionais que favorecem a análise e a interpretação de dados. A linguagem R, software estatístico de código aberto amplamente utilizado pela comunidade científica internacional, tem se destacado como um instrumento pedagógico eficaz no ensino de estatística aplicada e modelagem experimental (Silva, 2021). Desse modo, a integração da PBL, do Método Taguchi e da linguagem R em uma atividade prática baseada em dinâmicas de catapulta representa uma proposta inovadora no campo da educação em engenharia.

Essa combinação une a motivação e o protagonismo da PBL, o rigor metodológico do Taguchi e o potencial analítico do R, criando um ambiente de aprendizagem ativo, robusto e interdisciplinar.

Diante deste contexto, propõe-se às seguintes questões de pesquisa:



- Como a integração do Método Taguchi e da linguagem R, aplicada em atividades de PBL com dinâmicas de catapulta, favorece a aprendizagem de estatística experimental e o desenvolvimento de competências investigativas em estudantes do 1º ano de engenharia?

O objetivo geral do estudo é identificar os impactos da integração do método de Taguchi com a PBL no fortalecimento do processo de aprendizagem ativa para o curso de Engenharia de Produção de uma universidade pública.

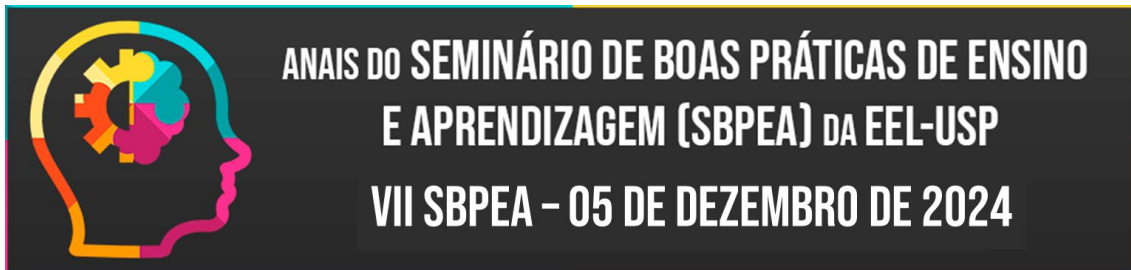
Os objetivos específicos são:

- Modelar estatisticamente o método de Taguchi aplicado ao experimento da catapulta, utilizando a linguagem R para análise e interpretação dos resultados.
- Identificar os níveis dos fatores experimentais que aumentam a distância percorrida pelo projétil no experimento da catapulta.
- Validar os experimentos realizados.

2. JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA CIENTÍFICA

A rápida evolução da educação em engenharia exige que a pesquisa acadêmica não apenas acompanhe as novas metodologias de ensino, mas também comprove sua relevância e impacto por meio de dados (ANGOLINI et al, 2024; SILVA et al, 2024). Dessa maneira, o modelo proposto, que integra a PBL, o Método Taguchi e a linguagem R, é fundamentado em abordagens pedagógicas e metodológicas com reconhecida eficácia (CASTILHO et al, 2024; MENDES et al, 2024).

A PBL, por exemplo, é amplamente validada por estudos que comprovam sua eficácia na formação de engenheiros (BOELT et al., 2022), especialmente por sua capacidade de integrar teoria e prática em situações que simulam problemas reais. O uso da PBL com simulações melhora significativamente as habilidades de resolução de problemas e o pensamento criativo dos alunos (SIMANJUNTAK et al., 2021).



Adicionalmente, o Método Taguchi tem se mostrado um recurso de grande potencial pedagógico, auxiliando no aprendizado de estatística e planejamento experimental em contextos educacionais (HISAM et al., 2024). Sua versatilidade tem sido demonstrada em diversas disciplinas, incluindo a engenharia, onde tem sido usado para otimizar processos e aumentar a qualidade de produtos. Por fim, a linguagem R, um software estatístico de código aberto, tem se destacado como um instrumento eficaz no ensino de estatística aplicada e modelagem experimental (RATNER, 2020).

Essa combinação de metodologias e ferramentas não apenas preenche uma oportunidade de pesquisa para a literatura existente, mas também se alinha com o crescente interesse da comunidade científica em metodologias ativas e abordagens quantitativas no ensino. O desenvolvimento de competências genéricas, como pensamento crítico, criatividade e resolução de problemas complexos, é visto como fundamental para os engenheiros lidarem com a complexidade da sociedade (SUCKACKÈ et al., 2022).

Dados bibliométricos de publicações indexadas ao Scopus mostram um crescimento contínuo de pesquisas sobre a aplicação dessa metodologia em diferentes áreas, evidenciando sua relevância acadêmica e pedagógica (Trullas et al., 2022). O fundamento central da PBL é a ideia de que o conhecimento deve ser construído de forma ativa, com os estudantes assumindo papel protagonista na busca por soluções e o professor atuando como facilitador do processo (De Oliveira, 2023).

A Figura 1 mostra o recente crescimento no número de produções anuais por meio da combinação das palavras-chaves “*design of experiments*”, “*active learning*” e “*learning systems*”, havendo um aumento acentuado no número a partir de 2023, o que deixa evidente a relevância do tema na atualidade.

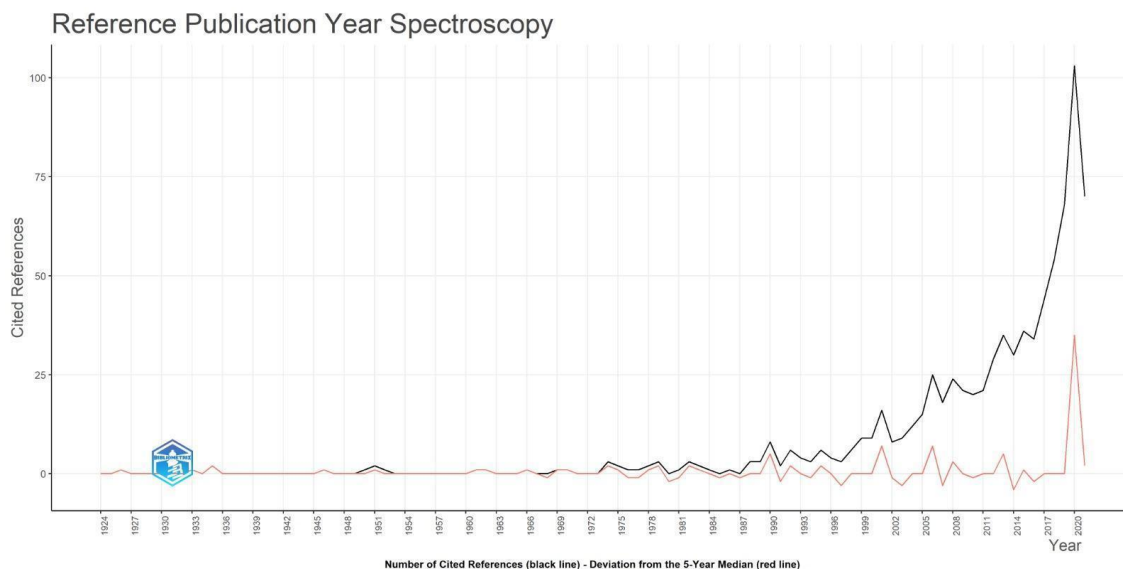


Figura 1–Espectroscopia do Ano de Publicação das Referências. Fonte: Scopus e Linguagem R (2025)

A Figura 2 contempla o mapa temático, que foi obtido pela análise bibliométrica. Essa Figura reforça a coerência e atualidade da proposta de integrar o Método Taguchi e a linguagem R em atividades de Aprendizagem Baseada em Problemas. Observa-se que, temas como *Design of Experiments*, *Optimization Design*, *Simulation* e *Active Learning* figuram entre os “Motor Themes”, indicando elevado grau de centralidade e desenvolvimento na literatura.

Isso evidencia que a aplicação do DOE em contextos experimentais e didáticos não apenas dialoga com os núcleos consolidados da pesquisa internacional, mas também promove o avanço de abordagens emergentes, como o *Active Learning* em ambientes computacionais interativos.

Embora o termo “Taguchi” não apareça explicitamente no mapa temático, sua essência metodológica está fortemente representada pelos temas centrais de *Design of Experiments*, *Optimization Design* e *Simulation*, que compõem o núcleo de “Motor Themes” na literatura recente. Assim, a proposta de integrar o Taguchi e a linguagem R em atividades de Aprendizagem Baseada em Problemas, como nas dinâmicas de catapulta, posiciona-se de forma alinhada às tendências de maior densidade e centralidade

científica na área, promovendo um ensino de engenharia orientado por evidências e metodologias quantitativas reprodutíveis.

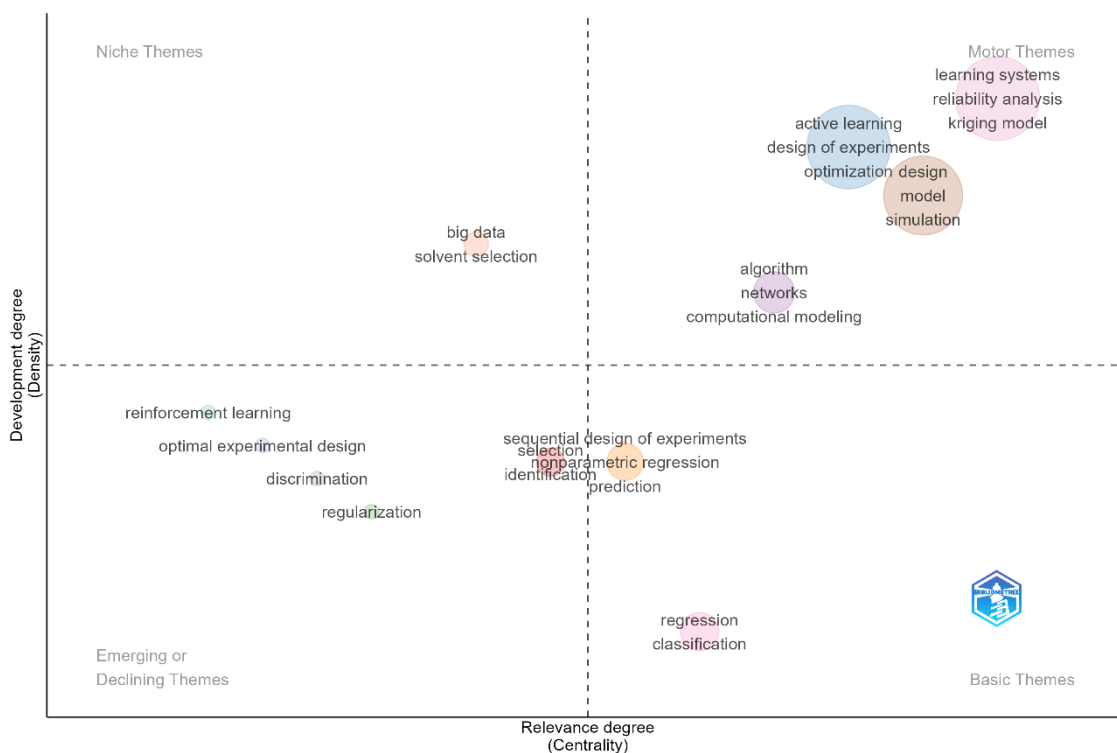


Figura 2 – Mapa Temático. Fonte: Scopus, Web of Science e Linguagem R (2025)

A Figura 3 contempla a análise de coocorrência de palavras-chave (VOSviewer) evidência que os temas *Design of Experiments*, *Active Learning*, *Optimization* e *Simulation* compõem o núcleo mais central e interconectado da literatura recente, configurando um eixo de pesquisa em plena expansão.

Observa-se ainda uma evolução temporal dos estudos tradicionais de confiabilidade e *kriging* para abordagens baseadas em aprendizado ativo e inteligência artificial, indicando uma transição paradigmática na experimentação científica. Nesse contexto, a integração do Método Taguchi com a linguagem R, proposta neste trabalho, posiciona-se como uma estratégia didática alinhada às tendências emergentes da área: promove o raciocínio experimental, a visualização de efeitos e a aprendizagem ativa em ambientes de ensino de engenharia.

Ao utilizar dinâmicas de catapulta em um contexto de PBL, a proposta traduz em prática a interligação entre experimentação planejada, simulação computacional e aprendizado por descoberta, consolidando-se como uma contribuição inovadora para o ensino de métodos quantitativos e de otimização.

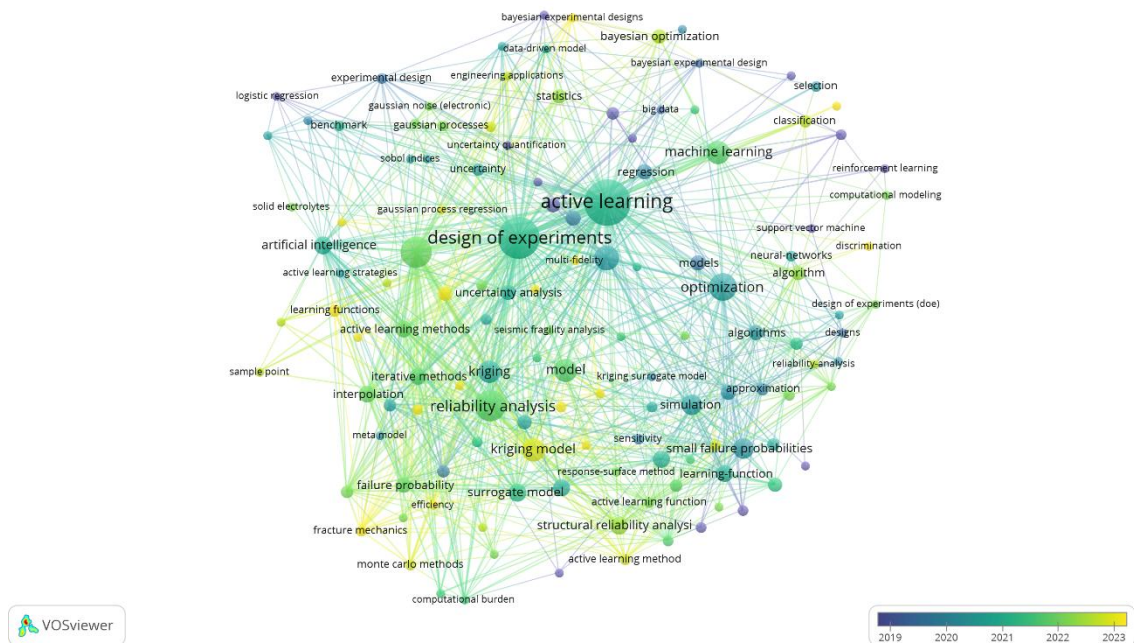


Figura 3 – Análise de coocorrência. Fonte: Scopus, Web of Science, VOSviewer e Linguagem R (2025)

3. MATERIAL E MÉTODOS

Conforme Bertrand e Fransoo (2002) e Miguel (2011), a classificação da pesquisa apresentada neste estudo pode ser caracterizada como pesquisa aplicada, dada a sua natureza e objetivos empírico-descriptivos. A abordagem é quantitativa, conduzida por meio de pesquisa experimental. Com o intuito de construir um modelo matemático que represente situações reais e ofereça soluções competitivas em relação às práticas vigentes, o método de pesquisa adotado é a modelagem e simulação, conforme ilustrada pela Figura 4.

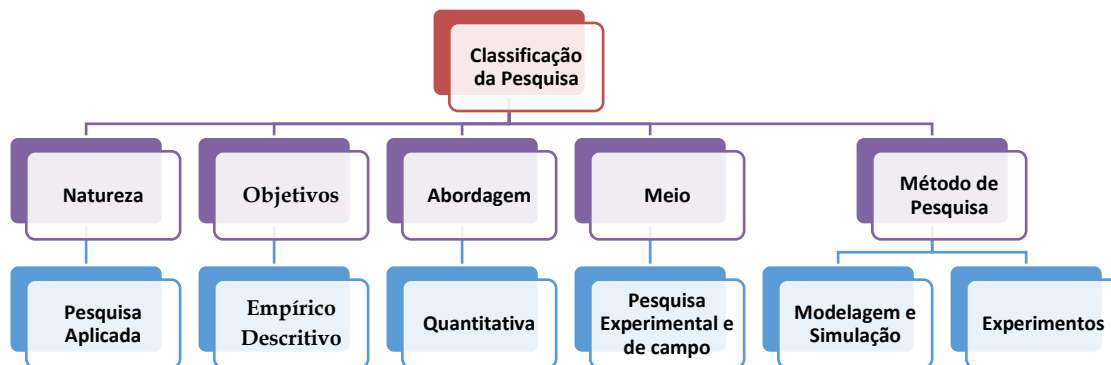


Figura 4 – Classificação da Pesquisa. Fonte: Adaptado de Bertrand e Fransoo (2002).

A Tabela 1 contempla as etapas para aplicações da técnica PBL com o DOE, visando assim, o aumento da aprendizagem.

Tabela 1- Estágio, atividades e habilidades ensinadas por meio do processo de PBL. Fonte: Adaptado de Goh e Lam (2010).

Etapa	Atividade	Definição do problema e os objetivos do experimento
Etapa 1: Definição dos objetivos	Definindo o problema experimental e identificar os clientes requisitos	Entendimento pleno do problema bem como sua correta execução experimental
Etapa 2: Seleção das variáveis respostas	Estabelecida pelo professor	Definição clara da execução do experimento, visando assim, a redução da variabilidade
Etapa 3: Seleção dos fatores e das variáveis incontroláveis	Pode ser feita por um <i>brainstorming</i> do grupo	Entendimento claro do problema, sendo pré-requisito para o projeto experimental
Etapa 4: Determinação dos níveis dos fatores	Definido pelo problema ou por <i>brainstorming</i> do grupo	Clareza de todo o processo do planejamento experimental
Etapa 5: Planejamento Experimental	Empregando a linguagem R para execução de todo o planejamento experimento de Taguchi	Aplicação prática do planejamento a execução do experimento por meio da linguagem R e do uso de recursos físicos, como, por exemplo, uma catapulta.
Etapa 6: Execução do experimento	Condução prática do experimento com corridas randomizadas e não randomizadas	Entendimento claro das dificuldades e responsabilidades envolvidas na execução do experimento

Etapa	Atividade	Definição do problema e os objetivos do experimento
Etapa 7: Análise estatística rigorosa do experimento	Modelagem empregando a linguagem R	Emprego de análise estatística e gráfica. Análise dos testes T e F
Etapa 8: Análise dos Resíduos	Modelagem empregando a linguagem R	Emprego da análise de normalidade, homocedasticidade e, por fim, da autocorrelação residual
Etapa 9: Otimização do Experimento	Modelagem e otimização pela Linguagem R	Entendimento claro da função empírica (função objetivo) e suas restrições.
Etapa 10: Validação Experimental	Modelagem pela Linguagem R	Entendimento dos intervalos de predição e confiança. Bem como validação por meio da Simulação Monte Carlo

A Figura 5 contempla o desenho da catapulta que foi utilizada neste estudo. Os fatores estudados foram x_1 = ângulo de giro; x_2 = Comprimento do braço e x_3 = Altura do pivô.

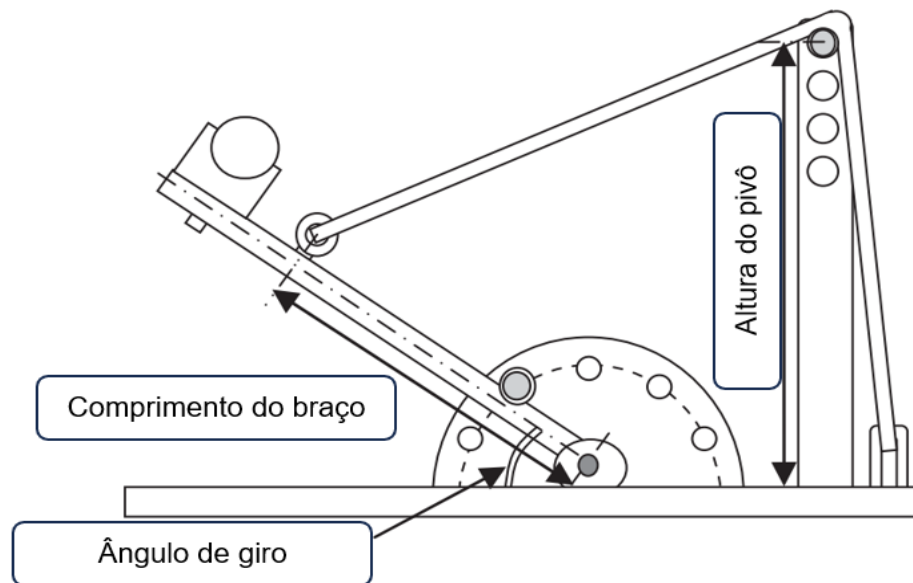


Figura 5 – Desenho da Catapulta. Fonte: Goh e Lam (2010).

4. DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

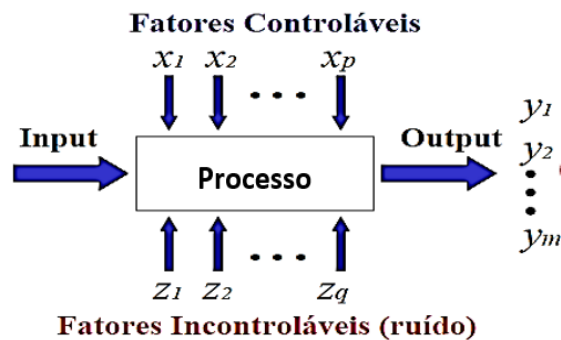
Nessa seção descreve-se todo o processo de modelagem experimental realizado para o problema em foco, tomando como base as etapas citadas na Tabela 2.

Primeiramente, na **etapa 1**, definiu-se o objetivo do experimento que envolveu o lançamento de um projétil, que é uma bolinha, e medir a distância percorrida em metros.

Na sequência, conforme destacado na Figura 6, foram definidos os fatores, sendo consideradas três variáveis independentes e uma variável dependente ou resposta.

Na **etapa 2**, foi definida uma variável de resposta y , como sendo a distância percorrida pela bolinha, em metros. Nessa etapa, tornou-se possível medir a variabilidade dos dados e garantir o entendimento de como prosseguir com as etapas de execução do experimento. A Figura 6 ilustra o esquema de um processo do tipo estudado.

Figura 6 – Fatores que influenciam o sistema



Fonte: Montgomery (2020).

Destaque-se que, na **etapa 3**, não foi considerada a presença de nenhuma variável incontrolável ou ruído.

Para a **etapa 4**, foram selecionadas três variáveis controláveis, A = ângulo de giro, B = comprimento do braço, e C = altura da haste, e seus níveis, conforme descrito na Tabela 2. É importante comentar que o valor de 3 para x_1 refere-se a um ângulo de 110° e 6 refere-se a um ângulo de 70° .

Tabela 2 - Definição dos níveis de cada fator para o estudo.

Níveis/Fatores	A	B	C
1	2	3	2
2	3	4	3
3	4	5	4

Para a **etapa 5**, foram realizados 9 experimentos estudados, visto que, como são 3 fatores com 3 níveis, desse modo, o arranjo L9 foi empregado, conforme a Tabela 3.

Tabela 3- Coleta de Dados e configuração da catapulta

Corridas	A	B	C	$Y[\text{Metros}]$
1	2	3	2	0,89
2	2	4	4	2,98
3	2	5	2	2,90
4	3	3	4	2,65
5	3	4	3	2,45
6	3	5	2	2,35
7	4	3	3	1,78
8	4	4	2	1,70
9	4	5	4	4,20

Para a **etapa 6** - execução do experimento, o projétil foi disparado da catapulta, conforme os níveis das variáveis independentes estabelecidos na Tabela 3, com as combinações de ângulo, comprimento e altura. A Figura 8 mostra a execução dos experimentos por um único operador, que gerou os dados da Tabela 4.

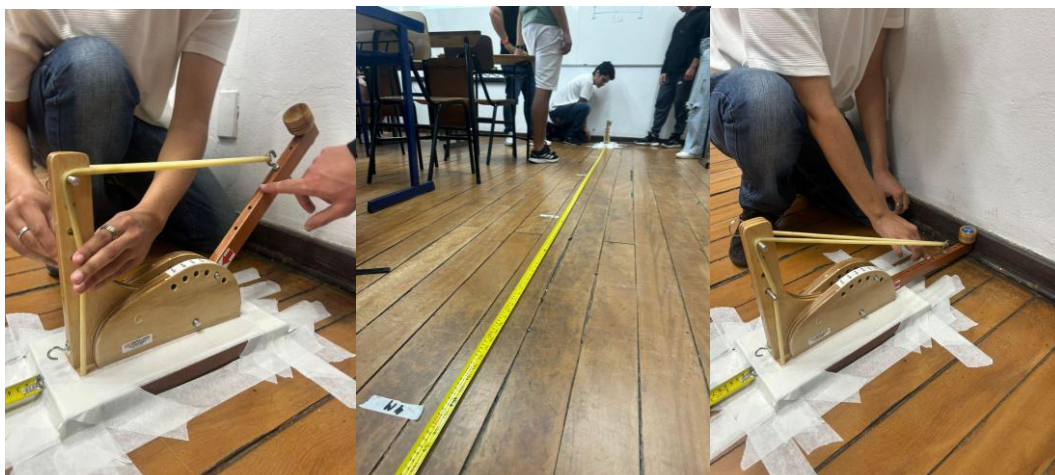
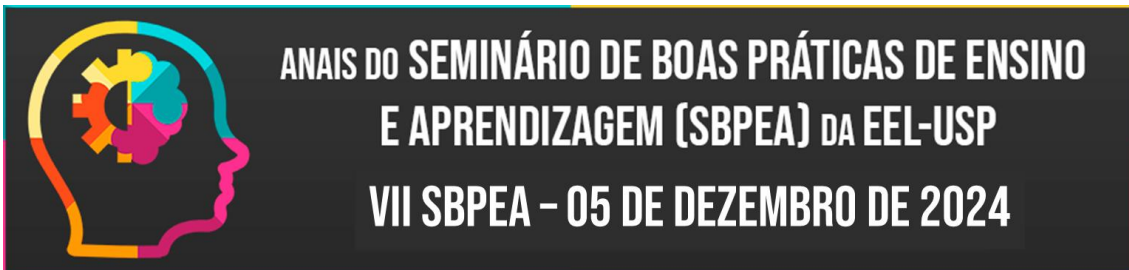


Figura 7 – Execução dos experimentos. Fonte: Imagem do Autor.

Para a **etapa 7** - análise estatística foi modelada por uma função polinomial de grau 3. A Figura 8 mostra a análise da função empírica gerada pela linguagem R. Ao examinar a Anova, percebe-se que, o fator A não foi relevante, pois p-valor foi maior que 0,05.



```

19 library(DoE.base)
20 DOE<- oa.design(nruns = 9,nfactors = 3,nlevels = 3,randomize = F)
21 DOE
22 #DOE$A<- c(2,3,4) [DOE$A]
23 #DOE$B<- c(3,4,5) [DOE$B]
24 #DOE$C<- c(2,3,4) [DOE$C]
25 DOE
26 DOE$Y = c(0.89,2.98, 2.9,2.65,2.45,2.35,1.78,1.7,4.2)
27 DOE
28 summary(aov(Y~.,data = DOE))
29 funcao<-lm(Y~ B+C, data = DOE)
30 summary(funcao)

> summary(aov(Y~.,data = DOE))
              Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
A                2   0.149   0.0746    4.655 0.17684
B                2   2.857   1.4286   89.104 0.01110 *
C                2   4.000   1.9999  124.734 0.00795 **
Residuals        2    0.032   0.0160
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

Figura 8 – Função polinomial de grau 3. Fonte: Linguagem R.

Ao analisar a Figura 9, observa-se um excelente valor para o R-quadrado ajustado de 94,85%. Contudo, os termos quadráticos para os fatores B (B.Q) e C (C.Q) não foram significativos. Sendo, portanto, significativos apenas os termos lineares (B.L e C. L), respectivamente. Perceba que, estas foram as mesmas conclusões geradas pela ANOVA.

```

> summary(lm(Y~ B+C, data = DOE))

Call:
lm.default(formula = Y ~ B + C, data = DOE)

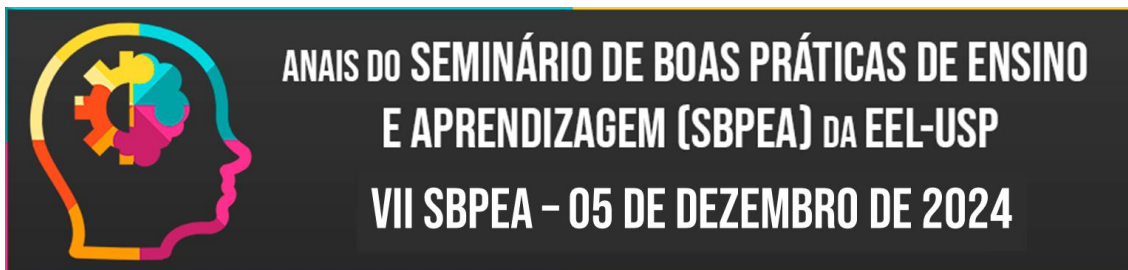
Residuals:
    1     2     3     4     5     6     7     8     9
-0.09667 -0.24000 -0.19333  0.03333  0.13000 -0.01333  0.06333  0.11000
 0.20667

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  2.43333    0.07097   34.286 4.32e-06 ***
B.L           0.97345    0.12293    7.919 0.001376 **
B.Q           0.06940    0.12293    0.565 0.602516
C.L           1.15258    0.12293    9.376 0.000721 ***
C.Q           0.06940    0.12293    0.565 0.602516
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.2129 on 4 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.9742,    Adjusted R-squared:  0.9485
F-statistic: 37.81 on 4 and 4 DF,  p-value: 0.001957

```

Figura 9 – Função Empírica. Fonte: Linguagem R.



A Figura 10 contempla os comandos pela linguagem R para reduzir o modelo, apenas para os termos lineares. Agora tem-se o modelo de regressão final, e com todos os coeficientes ou fatores significativos.

```

33 #Diga ao lm() que, para cada fator, quer somente a
34 #1ª coluna do contr.poly (o componente linear):
35
36 lin_only <- list(
37   B = contr.poly(nlevels(DOE$B))[, 1, drop = FALSE],
38   C = contr.poly(nlevels(DOE$C))[, 1, drop = FALSE]
39 )
40
41 funcao <- lm(Y ~ B + C, data = DOE, contrasts = lin_only)
42 summary(funcao)
43
44
45 DOE$B <- ordered(DOE$B, levels = levels(DOE$B))
46 DOE$C <- ordered(DOE$C, levels = levels(DOE$C))
47
48 fit_lin <- lm(Y ~ poly(as.numeric(B), 1) + poly(as.numeric(C), 1), data
49   summary(fit_lin)

```

Call:

```
lm.default(formula = Y ~ B + C, data = DOE, contrasts = lin_only)
```

Residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-0.26833	-0.04000	0.03500	0.08167	0.26333

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	2.4333	0.0624	38.998	1.90e-08 ***
B.L	0.9735	0.1081	9.007	0.000105 ***
C.L	1.1526	0.1081	10.665	4.01e-05 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

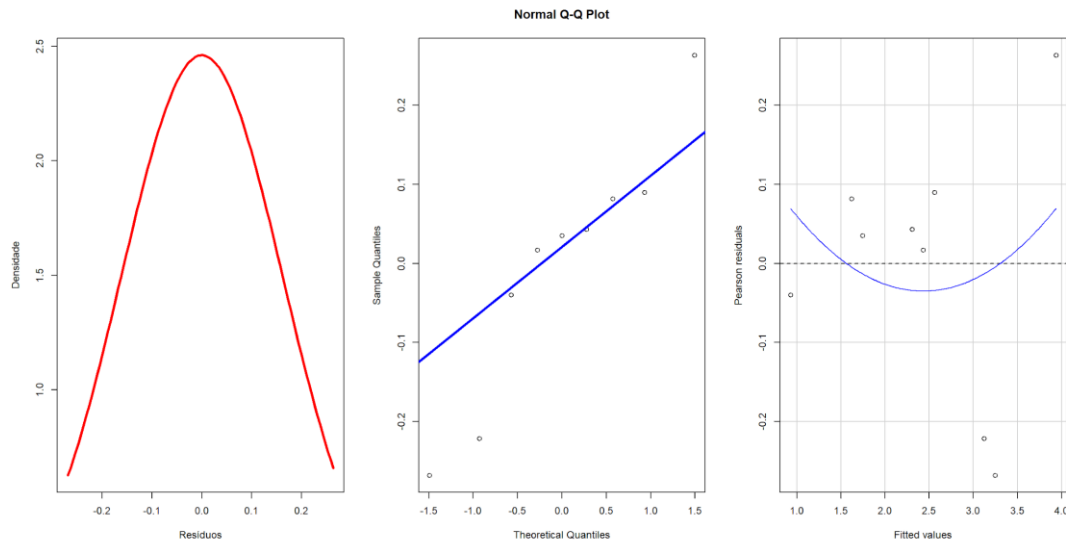
Residual standard error: 0.1872 on 6 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.9701, Adjusted R-squared: 0.9602

F-statistic: 97.44 on 2 and 6 DF, p-value: 2.665e-05

Figura 10 – Redução da Função Empírica. Fonte: Linguagem R.

Na **etapa 8** - análise dos resíduos foram analisadas a normalidade, a homocedasticidade e a autocorrelação dos resíduos, cujos resultados estão ilustrados na Figura 11. Analisando as Figuras de cima para baixo, a primeira Figura contempla a análise de normalidade (Teste de Shapiro), e a última Figura contempla a análise de homocedasticidade e autocorrelação residual (Testes de Breusch-Pagan e Durbin Watson). Desse modo, com base no p-valor para todos os testes, conclui-se que, os resíduos atendem a todos os pressupostos estatísticos.



shapiro-wilk normality test

```
data: funcao$residuals
W = 0.92376, p-value = 0.4243
```

studentized Breusch-Pagan test

```
data: funcao
BP = 5.5945, df = 4, p-value = 0.2315

lag Autocorrelation D-W Statistic p-value
1      0.3727604      0.9170234      0.144
Alternative hypothesis: rho != 0
```

Figura 11- Análise dos Resíduos. Fonte: Linguagem R.

Para a **etapa 9** – Não será abordada neste estudo.

A **etapa 10** contempla os passos para a validação estatística do experimento. A Figura 12 mostra que, para aumentar a distância do lançamento do projétil, seria ajustar todos os fatores no nível 3.

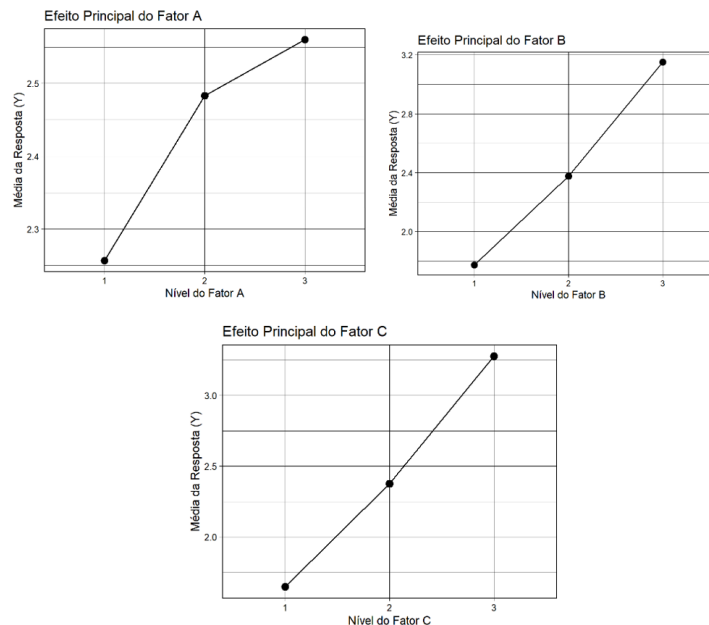


Figura 12- Análise das médias dos efeitos. Fonte: Linguagem R

A Figura 13 contempla os comandos da linguagem R para validar o experimento. Na Tabela 3 tem-se que a corrida nove revela a condição máxima dos níveis para cada fator, sendo o valor máximo da distância percorrida de 4,20 metros. Desse modo, como esse valor está contido dentro dos intervalos (lwr) e (upr), logo o experimento está validado.

```

119 # Validação Estatística
120 predict(funcao, newdata = data.frame(
121   A = factor(3, levels = c(1,2,3)),
122   B = factor(3, levels = c(1,2,3)),
123   C = factor(3, levels = c(1,2,3))
124 ), se.fit = TRUE, interval = "pred")

$fit
      fit      lwr      upr
1 3.936667 3.386184 4.48715

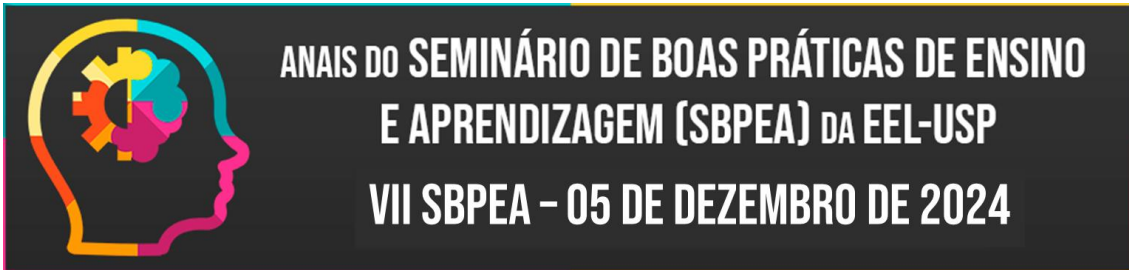
$se.fit
[1] 0.1247912

$df
[1] 6

$residual.scale
[1] 0.1871868

```

Figura 13- Validação Estatística. Fonte: Linguagem R



5. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES PARA FUTURAS PESQUISAS

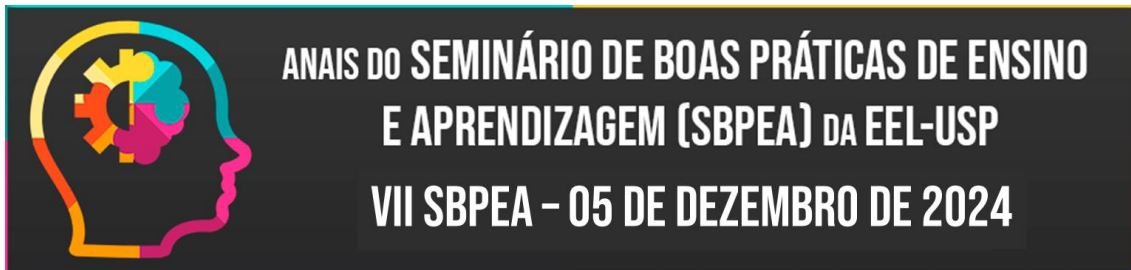
REFERÊNCIAS

A pesquisa revelou que a integração do Método Taguchi com a PBL e a linguagem R não é apenas uma combinação metodológica inovadora, mas também uma abordagem com profundas implicações práticas para o ensino de engenharia. Os resultados da modelagem e análises estatísticas do experimento de otimização validam a eficácia dessa abordagem, oferecendo um modelo.

A principal implicação prática reside na capacidade de transformar conceitos estatísticos complexos, como o planejamento de experimentos e a análise de variância, em experiências de aprendizagem tangíveis.

A dinâmica da catapulta, em particular, ilustra como um problema do mundo real pode ser abordado de forma rigorosa, permitindo que os alunos:

- **Conectem Teoria à Prática:** Ao aplicar o arranjo ortogonal de Taguchi para aperfeiçoar o desempenho da catapulta, os estudantes não apenas aprendem sobre estatística, mas também veem o impacto direto das suas decisões de engenharia. Isso fortalece a compreensão da importância do planejamento experimental na busca por eficiência e qualidade.
- **Desenvolvem Competências Genéricas:** O ambiente de PBL incentivou o pensamento crítico, a colaboração e a resolução de problemas complexos. A necessidade de interpretar os gráficos de interação, por exemplo, evidenciou que a melhoria exige uma compreensão profunda das relações entre os fatores, indo além de uma análise superficial de dados.
- **Adquirem Habilidades com Ferramentas Modernas:** A utilização da linguagem R como ferramenta de análise empoderou os alunos com uma habilidade de programação valiosa e relevante para o mercado de trabalho. Ao visualizarem os resultados de suas análises em gráficos, como os de efeitos principais e de interação, eles puderam compreender conceitos abstratos de forma intuitiva, promovendo uma maior retenção do conhecimento.



Portanto, a abordagem proposta tem o potencial de ser um modelo replicável para cursos de engenharia. Ela sugere que o uso de ferramentas quantitativas e computacionais, como o R, em um contexto de aprendizagem ativa, pode enriquecer a formação de futuros engenheiros, preparando-os de maneira mais completa para os desafios práticos da profissão.

Essa abordagem ativa proporcionou uma compreensão mais aprofundada dos conteúdos e aumentou a motivação dos alunos, destacando a importância da interação prática com problemas reais. Estudos adicionais também poderiam avaliar o efeito a longo prazo dessas abordagens no desempenho acadêmico e profissional dos estudantes, visando consolidar a eficácia do PBL na preparação de futuros engenheiros para os desafios do mercado de trabalho.

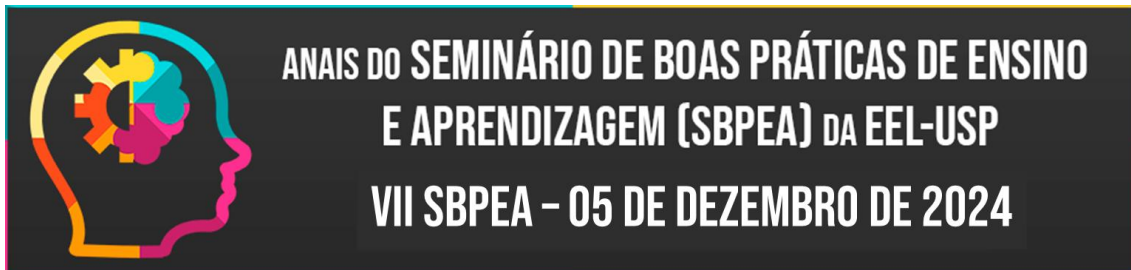
Recomenda-se que futuras pesquisas explorem a ampliação dessa abordagem para outros cursos e disciplinas, a fim de verificar a generalização dos benefícios observados.

Além disso, seria interessante investigar o impacto de outras ferramentas tecnológicas e metodologias de ensino colaborativo, como o uso de simulações virtuais, que poderiam complementar os experimentos físicos.

REFERÊNCIAS

OLIVEIRA, M. V. B. de; GONÇALVES, L. M. S.; SOUSA, D. T. O.; LIMA FILHO, J. M. de; CELENTANO, R. de C.; SOUSA, F. P. de; SOUZA, L. B. M. V.; GONÇALVES, M. de L. Metodologias ativas e desenvolvimento sustentável: contribuições para uma prática pedagógica inovadora. **Caderno Pedagógico**, [S. l.], v. 22, n. 8, p. e17576, 2025. DOI: 10.54033/cadpedv22n8-273. Disponível em: <https://ojs.studiespublicacoes.com.br/ojs/index.php/cadped/article/view/17576>

Souza, I. B. de, Viero, A. S., & Emerick, L. B. B. R. (2025). Evidências científicas sobre metodologias ativas no ensino superior: uma revisão integrativa. **Scientific Electronic Archives**, 18(3). <https://doi.org/10.36560/18320252057>



De Oliveira, D. S., & Campos, A. G. de M. (2023). Desenvolvimento de habilidades e competências transversais na formação de futuros engenheiros: ações com alunos de ensino médio/técnico. **OBSERVATÓRIO DE LA ECONOMÍA LATINOAMERICANA**, 21(11), 19334–19359. <https://doi.org/10.55905/oelv21n11-040>

Bédard, D., Lison, C., Dalle, D., Côté, D., & Boutin, N. (2012). Problem-based and project-based learning in engineering and medicine: Determinants of students' engagement and persistence. **Interdisciplinary Journal of Problem-Based Learning**, 6(2). <https://doi.org/10.7771/1541-5015.1355>

Martins, I. (18, 25, 27 de junho, 04 de julho de 2025). Pensamento Crítico e Resolução Criativa de Problemas. <https://www.ua.pt/file/85488>

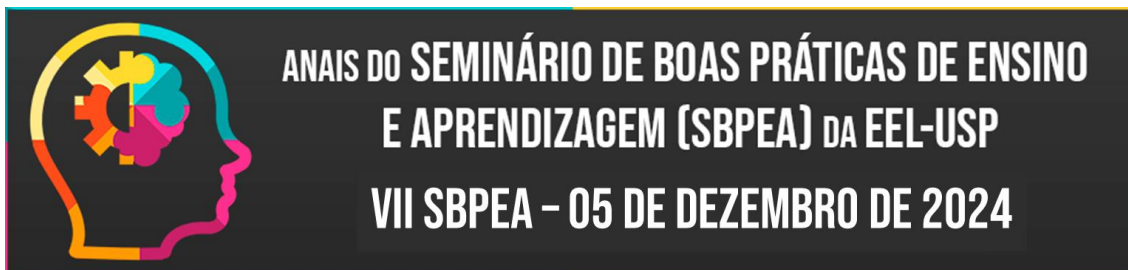
TRULLÀS, Joan Carles et al. Effectiveness of problem-based learning methodology in undergraduate medical education: a scoping review. **BMC medical education**, v. 22, n. 1, 2022.

Doulougeri, K., Vermunt, J. D., Bombaerts, G., & Bots, M. (2024). Challenge-based learning implementation in engineering education: A systematic literature review. **Journal of Engineering Education**. <https://doi.org/10.1002/jee.20588>

Todas as estatísticas para Criar experimento Taguchi. (s. d.). **Minitab.com**. Recuperado 27 de agosto de 2025. Disponível em: <https://support.minitab.com/pt-br/minitab/help-and-how-to/statistical-modeling/doe/how-to/taguchi/create-taguchi-design/examine-the-design/all-statistics/>

ROY, R. K. A primer on the Taguchi method. **Journal of Quality Engineering and Technology**, v. 33, n. 4, p. 213-228, 2021.

PRASAD, R.; SINGH, R. Application of Taguchi method for process optimization: A



review. *Materials Today: Proceedings*, v. 72, p. 1247-1253, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2022.05.210>.

Silva, A. H. A., Cavalcanti, G. A., Pires, J. F., & Terra, M. L. C. (2021). Introdução à Estatística no software R: Estatística Aplicada em Software Livre. **Editora UFPB**.

VAN DEN BEEMT, Antoine et al. Interdisciplinary engineering education: A review of vision, teaching, and support. *Journal of engineering education*, v. 109, n. 3, p. 508–555, 2020.

WU, Bo-Wen; HUANG, Chou-Chun; LIN, Wen-Chieh. Taguchi-fuzzy theory applied to optimization of teaching module. *IOP conference series. Materials science and engineering*, v. 790, n. 1, p. 012055, 2020.

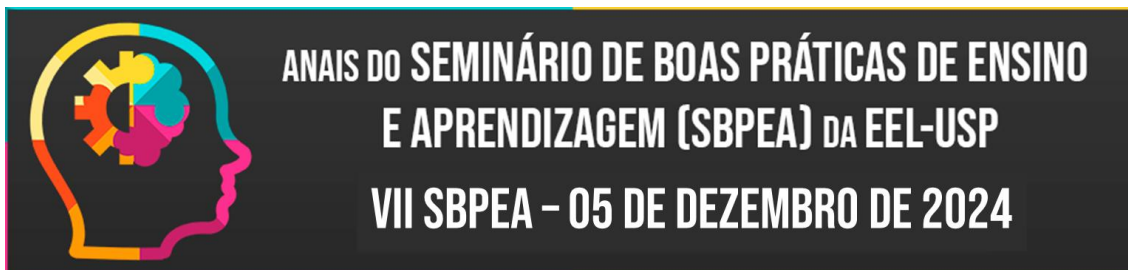
LOW, Sabina; VAN RYZIN, Mark J. Student-centered instruction can build social-emotional skills and peer relations: Findings from a cluster-randomized trial of technology-supported cooperative learning. *School psychology* (Washington, D.C.), v. 39, n. 6, p. 672–681, 2024.

Kokotsaki, D.; Menzies, V.; Wiggins, A. (2016). Project-based learning: A review of the literature. *Improving Schools*, 19(3), 267–277.

Lo, C. K.; Hew, K. F. (2017). A critical review of flipped classroom challenges in K-12 education: Possible solutions and recommendations for future research. *Research and Practice in Technology Enhanced Learning*, 12(1), 1–22.

Prince, M. (2004). Does active learning work? A review of the research. *Journal of Engineering Education*, 93(3), 223–231.

Freeman, S.; Eddy, S. L.; McDonough, M.; Smith, M. K.; Okoroafor, N.; Jordt, H.; Wenderoth, M. P. (2014). Active learning increases student performance in science, engineering, and mathematics. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 111(23), 8410–8415.



Dicheva, D.; Dichev, C.; Agre, G.; Angelova, G. (2015). Gamification in education: A systematic mapping study. **Educational Technology & Society**, 18(3), 75–88.

BOELT, A. M.; KOLMOS, A.; HOLGAARD, J. E. Literature review of students' perceptions of generic competence development in problem-based learning in engineering education. **European Journal of Engineering Education**, v. 47, n. 6, p. 1399-1420, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/03043797.2022.2074819>. Acesso em: 30 set. 2025

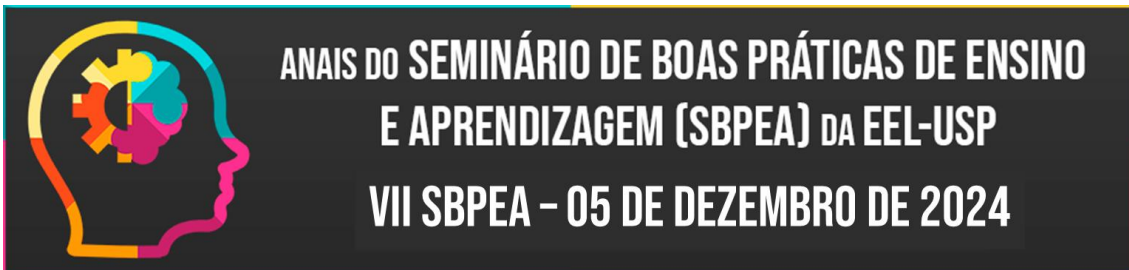
HISAM, M. W. et al. The Versatility of the Taguchi Method: Optimizing Experiments Across Diverse Disciplines. **Journal of Statistical Theory and Applications**, v. 23, p. 365-389, 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s44199-024-00093-9>. Acesso em: 30 set. 2025.

RATNER, B. **Statistical and Machine-Learning Data Mining: Techniques for Better Predictive Modeling and Analysis of Big Data**. 3. ed. Boca Raton: Chapman and Hall/CRC, Taylor & Francis Group, 2020

SIMANJUNTAK, M. P. et al. Effectiveness of Problem-Based Learning Combined with Computer Simulation on Students' Problem-Solving and Creative Thinking Skills. **International Journal of Instruction**, v. 14, n. 3, p. 519-534, 2021

SUKACKÈ, V. et al. Towards Active Evidence-Based Learning in Engineering Education: A Systematic Literature Review of PBL, PjBL, and CBL. **Sustainability**, v. 14, n. 13955, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/sul42113955>. Acesso em: 30 set. 2025.

SILVA, Anália Cristina Fermino da; BURIL, Juan Krsna do Nascimento; CUNHA, Leonardo Lopes; SILVA, Letícia Toledo da; PORTO, Maria Eduarda Santos de Oliveira;

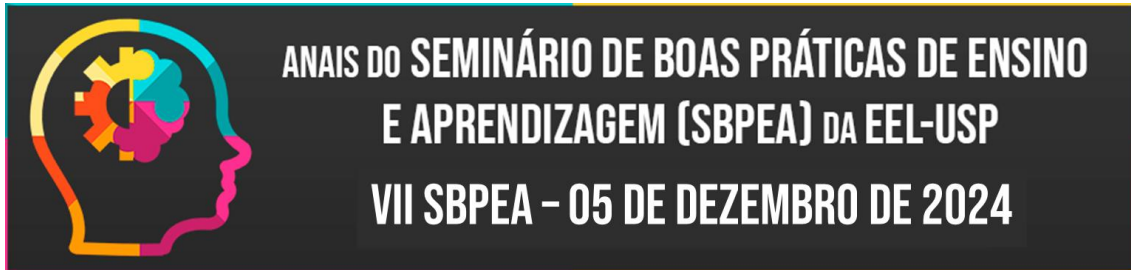


GONÇALVES, Millena Vitória Moreira; AMARAL NETO, Roberto Fernandes do; DIAS, Erica Ximenes; MARINS, Fernando Augusto Silva; SILVA, Aneirson Francisco da. Aprendizagem baseada em problemas por meio do delineamento de experimento fatorial com blocagem empregando a linguagem R: emprego de dinâmicas utilizando catapulta. **UNESP**, 2024.

MENDES, Angelo Vaskov; MENDONÇA, Bernardo Streit; SAHIRE, Beimar Cristian Carita; SANTOS, João Guilherme; BERNARDO, João Pedro; MUÑOZ, João Victor Martorano; DIAS, Erica Ximenes; MARINS, Fernando Augusto Silva; MACHADO, Gabriel Heibel; GOUSSAIN, Blaha Gregory Correia dos Santos; SILVA, Aneirson Francisco da. Aprendizagem baseada em problemas combinada com a metodologia da superfície de resposta empregando blocagem e linguagem R: emprego de dinâmicas utilizando catapulta. **UNESP**, 2024.

CASTILHO, Bruna dos Santos; FUJIWARA, Enzo Akio Soares; CONCEIÇÃO, Erick Henrique Rossi; ROSA, Felipe Meireles; TEZOLINI, Gabriel Martoni; ZURANO, Henrique Nascimento; ALEXANDRE, Leonardo Costa Nova; BARBOSA, Murilo Souza; ROSA, Ramon Cesar Rangel; MELO, Yasmin Mateus Antunes de; DIAS, Erica Ximenes; MARINS, Fernando Augusto Silva; SILVA, Aneirson Francisco da. Combinação da Aprendizagem Baseada em Problemas com o delineamento de experimento: emprego de dinâmica utilizando catapulta e linguagem R. **UNESP**, 2024.

ANGOLINI, Ana Julia; MARINS, Diego Capreto; LEE, Eduardo Kauan; AOKI, Eric Campos; STANQUEVITCHUS, Felipe Ferreira; NISHIMOTO, Gustavo Eiji; CUNHA, João Guilherme Pimentel Ramos Motta; BUOSI, Henrique Carvalho; BERALDO, Madalena França Tavares; MARINS, Fernando Augusto Silva; DIAS, Erica Ximenes; SILVA, Aneirson Francisco da. Aprendizagem baseada em problemas combinada com a metodologia da superfície de resposta: emprego de dinâmicas utilizando catapulta e linguagem R. **UNESP**, 2024.



BERTRAND, J. W. M.; FRANSOO, J. C. Operations management research methodologies using quantitative modeling. **International Journal of Operations & Production Management**, v. 22, n. 2, p. 241-264, 2002. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/01443570210414338>

MONTGOMERY, Douglas C. Design and analysis of experiments. 10. ed. **Nashville**, TN, USA: John Wiley & Sons, 2020.

MIGUEL, Paulo Cauchick. “Aspectos relevantes no uso da pesquisa-ação na engenharia de produção”. **Exacta**, São Paulo, v. 9, n. 1, p. 59-70, 2011. Disponível em: <https://periodicos.uninove.br/exacta/article/view/2539>

GOH, T. N.; LAM, S. W. Problem-based Learning Approach to Application of Statistical Experimentation. **Quality and Reliability Engineering International**, v. 26, n. 4, p. 365– 373, 2010.