contecc 2025
CONGRESSO TÉCNICO-CIENTÍFICO DA ENGENHARIA E DA AGRONOMIA

USO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL PARA PREVISÃO DA CAPACIDADE DE CARGA DE CONEXÕES EM ESTRUTURAS DE MADEIRA

RODOLFO SANTOS DA CONCEIÇÃO[1], EULER WAGNER FREITAS SANTOS[2], MARCÍLIO FABIANO GOIVINHO DA SILVA[3]

[1]Me. em Engenharia Civil, Prof. COEC, IFS, Aracaju-SE, rodolfo.conceicao@ifs.edu.br;
[2]Dr. em Engenharia de Materiais, Prof. COEC, IFS, Aracaju-SE, euler.wagner@ifs.edu.br;
[3]Me. em Engenharia Civil, Prof. COEC, IFS, Aracaju-SE, marcilio.goivinho@ifs.edu.br;

Apresentado no
Congresso Técnico Científico da Engenharia e da Agronomia – CONTECC
06 a 09 de outubro de 2025

RESUMO: O correto dimensionamento de conexões em estruturas de madeira é fundamental para garantir sua segurança estrutural. A previsão da capacidade de carga dessas conexões pode ser realizada por meio de ensaios experimentais ou através dos modelos analíticos apresentados nas normas técnicas como a norma brasileira NBR 7190:2022. Esses resultados são confiáveis, porém podem demandar muito tempo e recursos financeiros para análise de limitações dada a variabilidade dos parâmetros de projeto inerentes. Nesse contexto, a aplicação da Inteligência Artificial (IA) surge como uma alternativa promissora para auxiliar na estimativa do comportamento de estruturas diversas. Este trabalho apresenta a aplicação das florestas aleatórias, algoritmo de aprendizado de máquina composto de várias árvores de decisão, para a previsão da capacidade de carga de diferentes conexões em madeira, considerando-se diferentes tipos e espessura de peças de madeira, inclinações relativas e diferentes tipos e números de parafusos. Os resultados demonstram que o modelo de IA apresenta boa acurácia, podendo reduzir a necessidade de ensaios extensivos e contribuir para o desenvolvimento de projetos mais seguros e sustentáveis. Conclui-se que o uso do modelo substituto para estruturas de madeira representa um avanço significativo, oferecendo suporte à tomada de decisão em projetos estruturais, sendo uma inovação na construção civil.
PALAVRAS-CHAVE: Inteligência Artificial, Florestas Aleatórias, Estruturas de Madeira, Conexões.

USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TO PREDICT THE LOAD CAPACITY OF CONNECTIONS IN TIMBER STRUCTURES

ABSTRACT: The correct design of connections in timber structures is important to ensure their structural safety. Predicting the load capacity of these connections can be done through experimental tests or through analytical models presented in technical standards such as Brazilian standard NBR 7190:2022. These results are reliable, but they can be time-consuming and financially demanding, and have limitations regarding the analysis of the variability of the design parameters involved. In this context, the application of Artificial Intelligence (AI) emerges as a promising alternative for estimating the behavior of various structures. This paper presents the application of random forests, a machine learning algorithm composed of several decision trees, to predict the load capacity of various timber connections, considering different types and thicknesses of timber, relative slopes, and many types and numbers of bolts. The results demonstrate that the AI model presents good accuracy, potentially reducing the need for extensive testing and contributing to the development of safer and more sustainable designs. It is concluded that the integration of AI into timber structural engineering represents a significant advance, supporting decision-making and innovation in the construction sector.
KEYWORDS: Artificial Intelligence, Random Forest, Timber Structures, Connections.

INTRODUÇÃO

A madeira é um dos materiais mais antigos utilizados na construção civil, sendo amplamente empregada em diferentes culturas e contextos ao longo da história. Sua renovabilidade, leveza e bom desempenho mecânico tornam-na uma alternativa sustentável frente a outros materiais, como o aço e o concreto (Pfeil e Pfeil, 2003). Entretanto, para garantir a segurança estrutural, é essencial compreender

o comportamento mecânico da madeira e, principalmente, das conexões que unem seus elementos. As conexões desempenham papel central na transmissão de esforços, influenciando diretamente na estabilidade global do sistema e consequentemente na segurança de seus usuários. Por isso, a análise rigorosa de parafusos, pregos, chapas metálicas e outros dispositivos de fixação é indispensável nos processos de dimensionamento e projeto.

A determinação da resistência das conexões pode ser feita por meio de ensaios experimentais e modelos analíticos apresentados nas normas técnicas como o Eurocode 5 - *Design of timber structures* (2005) e a norma brasileira NBR 7190-1 - Projeto de estruturas de madeira - Critérios de dimensionamento (ABNT, 2022). Embora esses métodos apresentem confiabilidade, eles podem demandar tempo, alto custo financeiro e/ou computacional e infraestrutura laboratorial, o que limita sua aplicação em projetos de menor escala ou em pesquisas que envolvem grande variedade de parâmetros. Além disso, a madeira apresenta variabilidade significativa em suas propriedades físicas e mecânicas, influenciadas por fatores como espécie, umidade, densidade, direção das fibras e duração dos carregamentos aplicados (Porteous e Kermani, 2008). Essa heterogeneidade torna a previsão do comportamento das conexões ainda mais complexa, exigindo ferramentas capazes de lidar com múltiplas variáveis simultaneamente e de forma eficiente.

Nesse contexto, a Inteligência Artificial (IA) surge como um recurso inovador para auxiliar na obtenção de múltiplos resultados de maneira ágil e confiável. Métodos de aprendizado de máquina têm demonstrado grande potencial para modelar sistemas não lineares e prever resultados a partir de bases de dados experimentais. Sua capacidade de identificar padrões complexos e realizar estimativas precisas com baixo custo computacional a torna especialmente promissora para a engenharia de estruturas.

Diversos estudos em áreas correlatas, como o concreto (LI *et al.*, 2023) e o aço (Tusnin *et al.*, 2024), já demonstraram a eficácia da IA na previsão de resistência de materiais e elementos estruturais. Entretanto, sua aplicação em estruturas de madeira ainda é pouco explorada, abrindo um campo relevante para a inovação científica e tecnológica, podendo reduzir a necessidade de ensaios extensivos, acelerar o processo de dimensionamento e proporcionar maior confiabilidade nos resultados. Além disso, possibilita a criação de bancos de dados robustos que podem ser constantemente atualizados, ampliando o conhecimento sobre diferentes espécies de madeira e tipos de conexões.

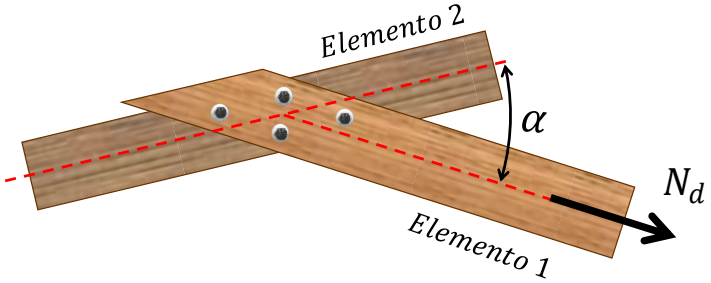
Dentre as técnicas de inteligência artificial tem-se a floresta aleatória, técnica de aprendizado de máquina que pode ser utilizada tanto para classificação quanto para regressão. O algoritmo recebe o nome de floresta porque consiste em um conjunto aleatório de árvores de decisão, cujas predições individuais são utilizadas para obtenção da predição final, em tese mais precisa.

Este trabalho tem como objetivo investigar o uso da Inteligência Artificial na previsão da capacidade de carga de conexões em estruturas de madeira. Para tanto, são abordados brevemente os fundamentos teóricos sobre o modelo de aprendizado de máquina de florestas aleatórias, metodologias de aplicação e análise de resultados, discutindo-se o potencial da IA como ferramenta complementar aos métodos tradicionais de dimensionamento.

MATERIAL E MÉTODOS

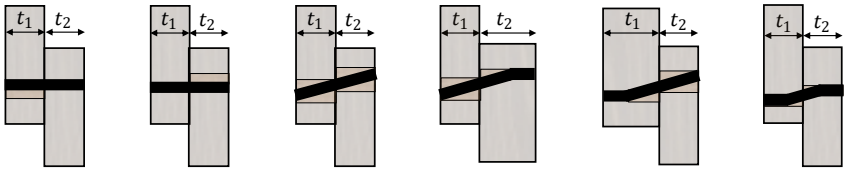
A NBR 7190:2022 apresenta a metodologia de cálculo para ligações de peças de madeira com entalhes, pinos e anéis metálicos e colas. Nesta última revisão houve muitas mudanças e a maioria das formulações é similar ao apresentado no Eurocode 5, com pequenas alterações pontuais. Neste trabalho é enfatizada a ligação de duas peças de madeira com parafusos passantes (Figura 1).

Figura 1. Elementos de madeira conectados com parafusos.



Segundo a NBR 7190:2022, as ligações por pinos possuem comportamento regido por um misto de flexão do pino e/ou embutimento do pino na madeira (rasgamento). Para ligação entre duas peças de madeira com conectores metálicos existem seis possíveis modos de falha conforme Figura 2.

Figura 2. Modos de falha (Ia, Ib, Ic, IIa, IIb e III) para ligações de madeira com um plano de corte.



As resistências características para cada um dos modos são dadas nas equações 1 a 6.

$$F_{v,Rk_1} = f_{e1,k} \cdot t_1 \cdot d \tag{1}$$

$$F_{v,Rk_2} = f_{e2,k} \cdot t_2 \cdot d \tag{2}$$

$$F_{v,Rk_3} = \frac{f_{e1,k} \cdot t_1 \cdot d}{1+\beta}\left[\sqrt{\beta + 2\beta^2[1+\zeta+\zeta^2] + \beta^3\zeta^2} - \beta(1+\zeta)\right] + \frac{F_{ax,Rk}}{4} \tag{3}$$

$$F_{v,Rk_4} = 1{,}05\frac{f_{e1,k} \cdot t_1 \cdot d}{2+\beta}\left[\sqrt{2\beta(1+\beta) + \frac{4\,\beta(2+\beta)M_{y,k}}{f_{e1,k} \cdot d \cdot t_1^2}} - \beta\right] + \frac{F_{ax,Rk}}{4} \tag{4}$$

$$F_{v,Rk_5} = 1{,}05\frac{f_{e2,k} \cdot t_2 \cdot d}{\beta(1+2\beta)}\left[\sqrt{2\beta^2(1+\beta) + \frac{4\,\beta(1+2\beta)M_{y,k}}{f_{e1,k} \cdot d \cdot t_2^2}} - \beta\right] + \frac{F_{ax,Rk}}{4} \tag{5}$$

$$F_{v,Rk_6} = 1{,}15\sqrt{\frac{2\beta}{1+\beta}}\sqrt{2 \cdot M_{y,k} \cdot f_{e1,k} \cdot d} + \frac{F_{ax,Rk}}{4} \tag{6}$$

em que d é o diâmetro do conector, $M_{y,k}$ é o momento resistente do conector (Equação 7), t_1 e t_2 são as espessuras dos elementos 1 e 2, respectivamente e ζ é a razão entre as espessuras t_2 e t_1. β é a razão entre as resistências ao embutimento das peças 1 ($f_{e1,k}$) e 2 ($f_{e2,k}$). A resistência ao embutimento (Equação 8), por sua vez, depende da densidade característica da madeira ρ_k, do diâmetro do conector e do ângulo α entre a força e as fibras da madeira.

$$M_{yk} = 0{,}3 \cdot f_{uk} \cdot d^{2,6} \tag{7}$$

$$f_{e\alpha,k} = \frac{f_{e0,k}}{k_{90} sen^2\alpha + cos^2\alpha} \tag{8}$$

em que

$$f_{e0,k} = 0{,}082(1 - 0{,}01d)\rho_k \tag{9}$$

$$k_{90} = \begin{cases} 1{,}35 + 0{,}015d\ (Para\ madeiras\ de\ coníferas) \\ 1{,}30 + 0{,}015d\ (Para\ painéis\ de\ LVL) \\ 0{,}90 + 0{,}015d\ (Para\ madeiras\ de\ folhosas) \end{cases} \tag{10}$$

Finalmente, a capacidade resistente da conexão é dada por:

$$F_d = N_{parafusos} \cdot k_{mod} \cdot \min\left(F_{c,Rk_i}\right) / \gamma_w \tag{11}$$

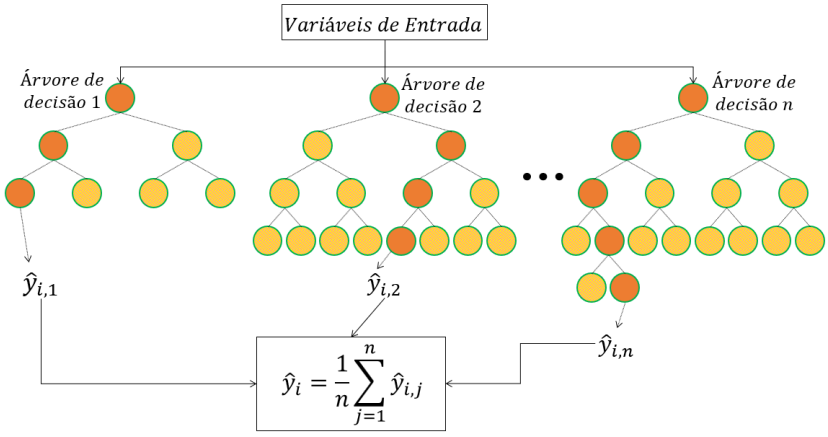
em que é a fator de redução de resistência da madeira, função da classe de umidade e da duração do carregamento e o fator de redução γ_w é igual a 1,4.

Para treinamento do modelo de aprendizado de máquina foi gerado um conjunto amostral com o método do hipercubo latino com 1000 pontos amostrais para análise das variáveis $N_{parafusos}$, ρ_{k_1}, ρ_{k_2}, t_1, t_2, α, d, k_{mod} e f_{uk}.

A Figura 3 apresenta um esquema de uma floresta aleatória para regressão. No modelo de florestas aleatórias os hiperparâmetros são: o número de variáveis preditoras consideradas nas divisões dos nós

(max_features), o número mínimo de amostras por folhas (min_samples_leaf), o mínimo de amostras para dividir um nó interno (min_samples_split) e número de árvores de decisão (n_trees).

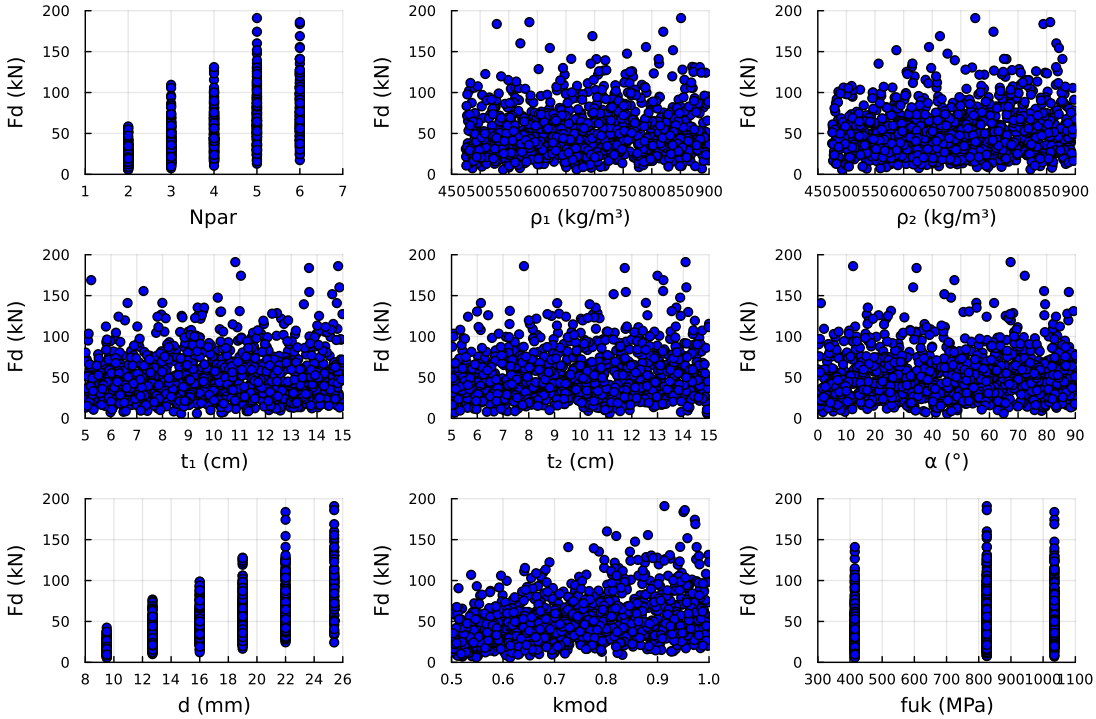
Figura 3. Modelo de floresta aleatória.



RESULTADOS E DISCUSSÃO

A Figura 4 apresenta os gráficos de dispersão para os resultados obtidos para a resistência da conexão na amostra gerada considerando as variáveis preditoras consideradas. Verifica-se que nenhuma das variáveis preditoras isoladamente é suficiente para realizar a predição da resposta, uma vez que não há uma boa correlação entre elas. Apenas o número de parafusos e diâmetro que apresentam uma correlação positiva, embora muito baixa.

Figura 4. Gráficos de dispersão da resposta em relação as variáveis preditoras



O modelo de aprendizado de máquina foi treinado com 80% dos pontos amostrais, sendo os 20% restante utilizados para realizar um teste de acurácia do modelo treinado. Após otimização dos hiperparâmetros foi identificado que o número de variáveis preditoras consideradas nas divisões dos nós deve ser igual a 9, o número mínimo de amostras por folhas igual a 2, o mínimo de amostras para dividir um nó interno é igual a 2 e número de árvores de decisão é igual a 70.

A Figura 5 ilustra os resultados obtidos para os pontos amostrais de teste e de treino preditos pelo modelo de aprendizado de máquina ($\hat{y}$) em relação aos valores esperados (y). A tabela 1 apresenta

os valores para o coeficiente de correlação (R^2), erro médio (ME), erro médio absoluto (MAE), erro médio quadrático (MSE), erro médio percentual (MAE) e erro médio percentual absoluto ($MAPE$) do modelo substituto para o a força resistente na conexão. Verifica-se uma boa correlação e que os erros apresentados são aceitáveis, considerando-se a variabilidade das amostras.

Figura 5. Valores preditos para resistências pelo modelo substituto × valores alvo.

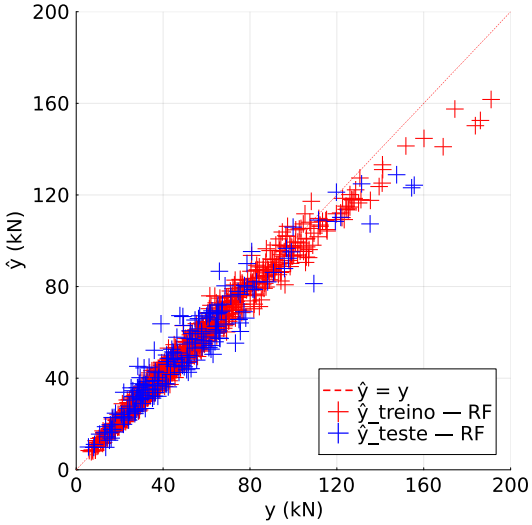


Tabela 1. Parâmetros de desempenho do modelo substituto

Modelo Substituto	Subconjunto de Treino						Subconjunto de Teste					
	R²	**ME (kN)**	**MAE (kN)**	**MSE (kN²)**	**MPE (%)**	**MAPE (%)**	**R²**	**ME (kN)**	**MAE (kN)**	**MSE (kN²)**	**MPE (%)**	**MAPE (%)**
Random Forest	0,979	-0,200	3,353	24,210	-2,846	6,772	0,922	-0,659	5,955	66,424	-5,496	13,595

CONCLUSÃO

Verifica-se que o modelo de aprendizado de máquina de florestas aleatórias apresenta uma boa capacidade de predição da capacidade resistente de conexões parafusadas em estruturas de madeira, representando uma ferramenta alternativa para projetos deste tipo. Destaca-se que a acurácia pode ainda ser melhoradas caso o plano amostral seja aumentado.

AGRADECIMENTOS

Ao Instituto Federal de Sergipe (IFS) e ao Conselho Regional de Engenharia e Agronomia de Sergipe (CREA-SE).

REFERÊNCIAS

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. NBR 7190: projeto de estruturas de madeira. Rio de Janeiro, 2022.

BS EN 1995-1-1:2004. Eurocode 5: Design of Timber Structures. Part 1-1: General–Common Rules and Rules for Buildings, British Standards Institution.

LI, Daihong et al. Machine learning-based method for predicting compressive strength of concrete. Processes, v. 11, n. 2, p. 390, 2023

PFEIL, W; PFEIL, M. S. Estruturas de Madeiras. Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos, 2003.

PORTEOUS, Jack; KERMANI, Abdy. Structural timber design to Eurocode 5. John Wiley & Sons, 2008.

TUSNIN, Alexander R.; ALEKSEYTSEV, Anatoly V.; TUSNINA, Olga A. Load identification in steel structural systems using machine learning elements: uniform length loads and point forces. Buildings, v. 14, n. 6, p. 1711, 2024.