

# MODELO AUTORREGRESSIVO DE REDES NEURAS ARTIFICIAIS PARA PREDIÇÃO DA SOMA HIDROTÉRMICA ACUMULADA

Gabriel Martins Fortes<sup>1</sup>; Mauricio Fornalski Soares<sup>2</sup>; Camille Flores Soares<sup>3</sup> Michel Rocha da Silva<sup>4</sup>; Matheus Cavalheiro Moreira de Camargo<sup>5</sup>; Alencar Junior Zanon<sup>6</sup>

Palavras-chave: Inteligência Artificial, Brusone, Forecasting

## INTRODUÇÃO

A redução de produtividade e a depreciação na qualidade dos grãos na cultura do arroz irrigado causada pela brusone (*Pyricularia oryzae*) representam 30% das perdas da cultura mundialmente (MEUS et al, 2020). A brusone é considerada a principal doença da cultura, devido ao alto potencial de dano. O dano varia em função das práticas culturais adotadas, da resistência genética e das condições meteorológicas (SILVA et al, 2021). Sob condições ambientais favoráveis e em cultivares suscetíveis, as perdas pelo ataque da brusone podem chegar a 100% (MEUS et al., 2020).

As condições climáticas são o principal fator para o início de um novo ciclo dessa doença, sendo condições favoráveis umidade relativa do ar em torno de 93%, temperatura de 28°C e molhamento foliar de pelo menos 4 horas consecutivas (MEUS et al, 2020). Dados meteorológicos horários têm sido usados para monitorar e acessar a cadeia de infecção da brusone em arroz a partir da soma hidrotérmica acumulada (BREGAGLIO; DONATELLI, 2015). A soma hidrotérmica é uma variável meteorológica integrada, calculada de forma horária, usando uma função dependente da temperatura e um modelo de teor de umidade. O uso dessa abordagem na avaliação do risco da ocorrência de brusone em arroz irrigado tem demonstrado desempenho superior quando comparado a outras variáveis meteorológicas, como por exemplo, graus-dia, graus-hora e soma térmica (BREGAGLIO; DONATELLI, 2015; SILVA et al, 2020).

Em estudos ligados a variabilidade climática, métodos numéricos e estatísticos são utilizados para a previsão do comportamento de variáveis meteorológicas. O elevado custo de produção da cultura arroz é regularmente acrescido pelo manejo químico de fungicidas aplicados sem uma ferramenta baseada em processos para a tomada de decisão. Nesse sentido, ferramentas que predizem o comportamento de variáveis meteorológicas, como a soma hidrotérmica, a partir de séries temporais e modelos autorregressivos usando métodos de inteligência artificial podem ser aplicados para gestão do manejo de fungicidas (RIBEIRO et al, 2019). O modelo Autorregressivo de Redes Neurais (GRNN) é um algoritmo de *Machine Learning* derivado das metodologias de Redes Neurais Artificiais (ANN). Este algoritmo, baseado em um modelo autorregressivo, utiliza dados da série histórica da variável e retorna a previsão do fenômeno para um período futuro previamente especificado (WEI et al, 2016).

O objetivo deste estudo foi prever a variabilidade anual e regional da soma hidrotérmica acumulada na safra 2020/2021 a partir do modelo autorregressivo de Redes Neurais Artificiais (GRNN), utilizando séries temporais de soma hidrotérmica diária de dez anos para os municípios de Bagé, São Gabriel, Quaraí, Santa Maria e Torres.

<sup>1</sup> Docente de agronomia na Universidade Federal de Santa Maria (UFSM), Avenida Prefeito Evandro Behr 6715-503 Bairro Camobi Santa Maria-RS, [gabriforte@gmail.com](mailto:gabriforte@gmail.com).

<sup>2</sup> Eng. Agr. Doutor em recursos hídricos, Universidade Federal de Santa Maria, [mauriciofornalski@gmail.com](mailto:mauriciofornalski@gmail.com).

<sup>3</sup> Eng. Agr. Doutoranda em agronomia, Universidade Federal de Santa Maria, [camille-flores@hotmail.com](mailto:camille-flores@hotmail.com).

<sup>4</sup> Eng. Agr. Doutor em agronomia, Universidade Federal de Santa Maria, [michelrs@live.com](mailto:michelrs@live.com).

<sup>5</sup> Docente de agronomia, Universidade Federal de Santa Maria, [matheus.cmcamargo@gmail.com](mailto:matheus.cmcamargo@gmail.com).

<sup>6</sup> Eng. Agr. Professor do Departamento de Fitotecnia, UFSM, [alencarzanon@hotmail.com](mailto:alencarzanon@hotmail.com).

## MATERIAL E MÉTODOS

O estudo foi conduzido a partir de dados coletados em estações meteorológicas geolocalizadas em pontos nos municípios de Bagé, São Gabriel, Quaraí, Santa Maria e Torres, os quais abrangem as regiões onde se concentra a maior parte da produção de arroz irrigado no estado do Rio Grande do Sul (Figura 1). O clima nesta região é classificado como subtropical úmido e apresenta algumas escalas de variabilidade durante a estação de cultivo de arroz, o que influencia diretamente no crescimento e desenvolvimento das plantas. No RS, a temperatura aumenta 2,5°C de Sul para Norte, a radiação solar aumenta 17% de Leste para Oeste e a umidade relativa aumenta 10% de Oeste para Leste (SILVA et al, 2021)

A partir de cada uma das estações meteorológicas foram adquiridos dados meteorológicos horários, incluindo temperatura do ar (T), umidade relativa (UR) e velocidade do vento. A soma hidrotérmica foi calculada usando um modelo de molhamento foliar associado a uma equação de temperatura aplicada para os períodos de maior umidade do dia, usando temperaturas cardinais de 11°C, 28°C e 33°C para  $T_{min}$ ,  $T_{opt}$  e  $T_{max}$ , respectivamente (SILVA et al, 2021). Desta forma, os dados de soma hidrotérmica são disponibilizados em uma série temporal de escala diária ( $C^{\circ} \text{ dia}^{-1}$ ). Para o presente trabalho foram utilizados 3683 dados para cada estação meteorológica, que correspondem a dados diários de soma hidrotérmica referentes às datas de 01/01/2010 até 01/09/2019.



Figura 1: Localização das estações experimentais utilizadas no estado do Rio Grande do Sul

O modelo Autorregressivo de Redes Neurais (GRNN) foi utilizado para a predição da soma hidrotérmica a partir de dados da própria série (*forward* e *back propagation*). O GRNN é uma variação da metodologia de Redes Neurais Artificiais proposta por Specht (1991). Quando há disponibilidade de dados suficientes, um GRNN é aplicado para aproximar uma função contínua para um determinado padrão esperado. O GRNN consiste em quatro camadas: camada de entrada, camada padrão, camada de soma e camada de saída. A relação entre cada um dos pares de entrada  $X$  e saída observada  $Y$  é examinada pela rede para deduzir a função inerente (MARTÍNEZ et al., 2016). A equação a seguir resume a lógica GRNN em uma fórmula de regressão não linear equivalente:

$$E[Y/X] = \left( \int_{-\infty}^{\infty} Y f(X, Y) dY \right) / \left( \int_{-\infty}^{\infty} f(X, Y) dY \right) \quad (1)$$

Onde  $X$  significa o vetor de entrada ( $X_1, X_2, \dots, X_n$ ) que consiste em  $n$  variáveis preditoras,  $Y$  denota os valores de saída previstos pelo GRNN. O termo  $E[Y/X]$  é o valor esperado da saída  $Y$

dados um vetor de entrada  $X$ , e  $f(X, Y)$  é a densidade de probabilidade conjunta de  $X$  e  $Y$  (Leung et al. 2009).

Para cada um dos locais foram utilizados 3530 dados para a predição da soma hidrotérmica dos próximos 153 dias. Dessa forma, a predição foi realizada para as datas de 01/09/2019 até 01/02/2020, de maneira a compreender o período onde a soma hidrotérmica acumulada pode elevar o risco de Brusone, potencialmente causando danos severos a cultura do Arroz. A validação do modelo foi realizada com a comparação entre os dados preditos e os observados de soma hidrotérmica acumulada para esse período, avaliando as métricas de Erro Médio (ME) para fornecer uma ideia da tendência ou erro sistemático e Raiz Quadrada do Erro Médio (RMSE), para expressar a acurácia dos resultados numéricos, bem como a apresentação de um gráfico de dispersão *forecasting* para avaliação visual dos resultados.

## RESULTADOS E DISCUSSÃO

A partir da predição dos dados de soma hidrotérmica para os dados das estações meteorológicas avaliadas, foi possível avaliar a acurácia do modelo GRNN para todos os locais (Fig. 2). Para avaliação da superestimação e subestimação de cada uma das estimações via GRNN, os resultados de ME foram distintos entre si. Foi observado um ME (-2,76) com maior grau de subestimação no município de Santa Maria, seguido de São Gabriel (-1,10). Para o município de Torres foi observado a maior tendência de superestimação dos dados (7,06) com o modelo apresentando resultados superestimados, porém em menor magnitude, para Bagé e Quaraí (5,03, 1,09) respectivamente. Nota-se que, de acordo com o ME, os locais onde houve menor variabilidade da flutuação das estimativas foram São Gabriel (-1,10) e Quaraí (1,09).

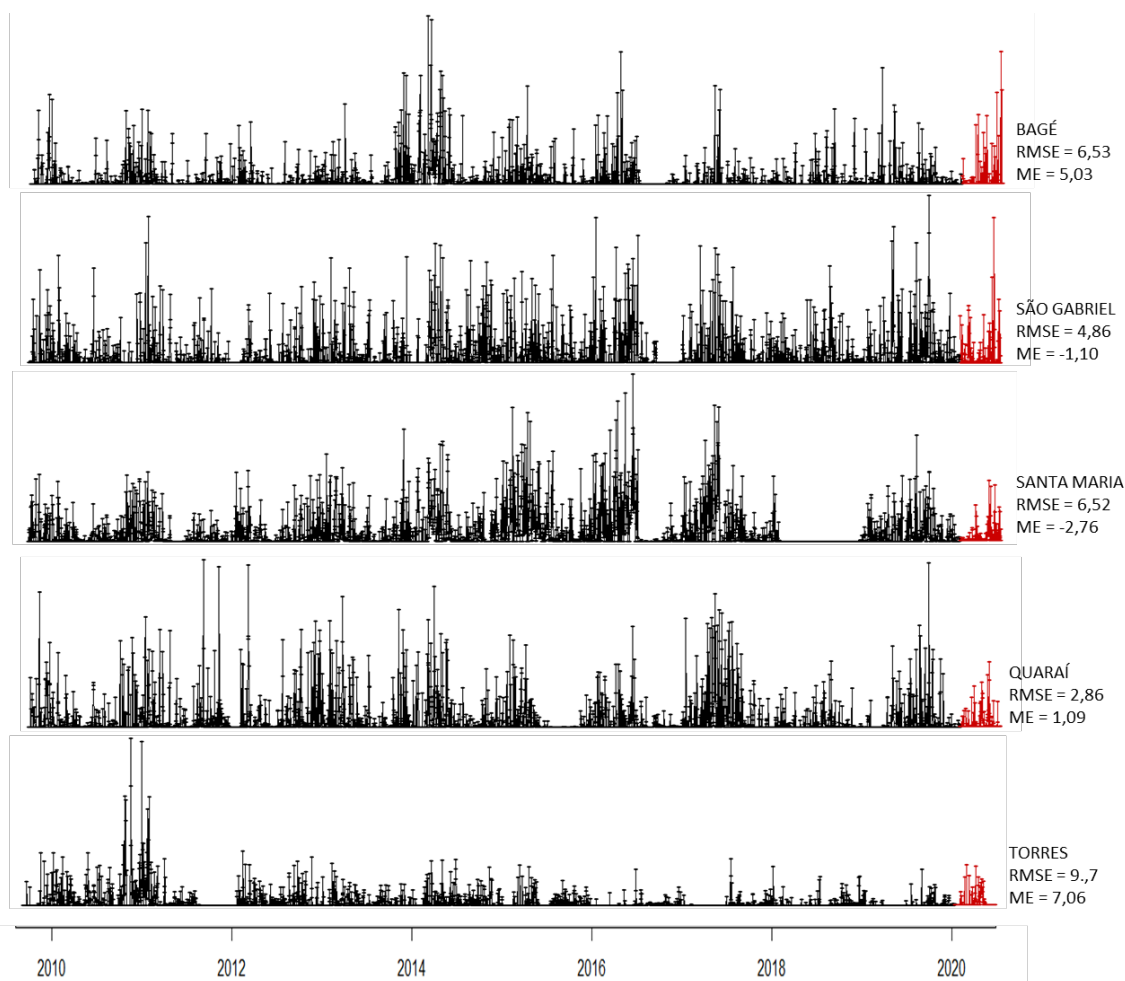


Figura 2: gráfico de dispersão *forecasting* e avaliação estatística da previsão do modelo GRNN para os locais avaliados

Para os resultados do RMSE foi observada uma diferença de 27% para acurácia do modelo entre as estimativas para o melhor e pior desempenho (Quaraí e Torres). Para a estação meteorológica de Quaraí foi obtido uma melhor acurácia na previsão dos valores (2,86), com redução da acurácia do modelo de São Gabriel, Santa Maria, Bagé e Torres (4,86, 6,52, 6,53, 9,97) respectivamente.

Ainda de acordo com a Fig. 2, o modelo GRNN capturou melhor o fenômeno para os locais onde a distribuição da soma hidrotérmica foi mais homogênea durante a série histórica (dez anos). Os erros foram menores e apresentaram uma tendência estável para o modelo relativo aos dados da estação meteorológica de Quaraí, o que indica uma tendência de estacionariedade de segunda ordem (SHUKUR; LEE., 2015) para o comportamento da soma hidrotérmica nesta região.

É possível também deduzir que fenômenos de anomalia climática (El Niño e La Niña) exerçam uma influência sazonal ainda não capturada pelas aproximações do modelo (WEI et al 2016). Neste caso, regiões que apresentaram menores flutuações durante estes fenômenos climáticos, estariam aptas ao uso do modelo, enquanto que para regiões onde uma maior sazonalidade é observada, é necessário aprimorar o algoritmo, possivelmente a partir do uso de modelos híbridos lineares e não lineares (RIBEIRO et al, 2019). Para dados diários de velocidade do vento, Shukur e Lee (2015) demonstram as vantagens do uso de um modelo híbrido justificando que as características lineares e não lineares do variável meteorológica avaliada são descritas combinando os modelos, de forma a operar com a incerteza estocástica e com a não linearidade do fenômeno.

## CONCLUSÃO

O modelo GRNN apresenta uma acurácia satisfatória da variabilidade anual e regional da soma hidrotérmica acumulada na safra 2020/2021 para as regiões avaliadas. Estudos direcionados para a adaptação híbrida do modelo são sugeridos. A partir dos resultados observados, fica demonstrado o potencial do uso da previsão de soma hidrotérmica para avaliação do risco anual da ocorrência de brusone em arroz irrigado.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BREGAGLIO, S., DONATELLI, M. (2015). A set of software components for the simulation of plant airborne diseases. *Environmental Modelling & Software*, 72, 426–444.
- MEUS, L. D., et al., (2020). *Ecofisiologia do arroz visando altas produtividades*. Santa Maria:
- RIBEIRO, R., CASANOVA, D., TEIXEIRA, M., WIRTH, A., GOMES, H.M., BORGES, A.P., ENEMBRECK, F., (2019). Generating action plans for poultry management using artificial neural networks. *Computers and Electronics in Agriculture*. 161, 131–140. h
- SCHEUERMANN, K.K., NESI, C.N. (2021) Chemical control of blast and brown spot in irrigated rice crop. *Summa Phytopathologica*, v. 47, p. 168-172,
- SHUKUR, O. B., LEE, M.H. (2015) Daily wind speed forecasting through hybrid KF-ANN model based on ARIMA. *Renewable Energy*, v. 76, p. 637-647.
- SILVA, M.R, STRECK, N.A., YANG, H., OGOSHI, C., DRESSLER, I.F., ROSSATO, I.G., PEREIRA, V.F., MEUS, L.D., ZANON, A.J. (2021) Using hydro-thermal time for assessing rice blast risk in subtropical Brazil. *Agronomy Journal*, [S. l.], p. 2, 12.
- WEI, W., , JIANG, J., LIANG, H., GAO, L., LIANG, B., HUANG, J., ZANG, N., LIAO, Y., YU, J., LAI, J., QIN, F., SU, J., YE, .L, CHEN, H. (2016) Application of a Combined Model with Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) and Generalized Regression Neural Network (GRNN) in Forecasting Hepatitis Incidence in Heng County, China. *PLOS one*, [S. l.], p. 3, 3 jun. 2016.

