

Redes neurais artificiais para estimativa da fitotoxidez de Saflufenacil em mudas de Café Conilon

Artificial neural networks for estimating Saflufenacil phytotoxicity in Conilon Coffee seedlings

Tamara Locatelli¹, Ismael Lourenço de Jesus Freitas², Silvério de Paiva Freitas³, Edney Leandro da Vitória⁴, Aclécia Gonçalves Batista⁵, Tallita Pedroni Locatelli⁶

RESUMO: A inobservância das boas práticas na aplicação de herbicidas nas entrelinhas do cafeeiro pode causar deriva e consequente casos de fitotoxidez em cafeeiros. A determinação da fitotoxidez é normalmente realizada por meio de escalas que são métodos subjetivos e podem levar a erros de diagnóstico. Desta forma, o objetivo do trabalho foi verificar se os parâmetros fisiológicos e biométricos, utilizando a rede neural, são bons indicadores de fitotoxidez, bem como estimar a fitotoxidez causada pelo herbicida Saflufenacil em plantas de café conilon. O experimento foi implantado em casa de vegetação na Fazenda Experimental da Universidade Federal do Espírito Santo, campus São Mateus, ES. Foram utilizadas mudas de café conilon clone LB1. As mudas foram cultivadas em vasos de 5 L. O delineamento utilizado foi inteiramente casualizado com 15 repetições. Os tratamentos foram as subdoses de Saflufenacil: 10, 20, 30 e 40% da dose comercial. Os parâmetros avaliados foram: altura, diâmetro de caule, número de folhas e ramos plagiotrópicos, fluorescência da clorofila "a", índice de clorofila, teores de pigmentos e avaliação de fitotoxidez visual. Para estimar a fitotoxidez, as RNAs foram treinadas utilizando o algoritmo Resilient Propagation com 3.000 ciclos. Os parâmetros fisiológicos e biométricos são bons indicadores do estado em que a planta se encontra. Foi possível estimar a fitotoxidez do herbicida Saflufenacil utilizando os parâmetros fisiológicos e biométricos via redes neurais com eficiência, sendo que as estimativas dos erros de modelagem não foram superiores a 5% em sua maioria.

Palavras-chave: Inteligência artificial. Biometria. Fitotoxicidade. Herbicida.

ABSTRACT: Failure to comply with good practices in the application of herbicides between the rows of coffee trees can cause drift and consequent cases of phytotoxicity in coffee trees. The determination of phytotoxicity is usually performed using scales that are subjective methods and can lead to diagnostic errors. Thus, the objective of this work was to verify if the physiological and biometric parameters, using the neural network, are good indicators of phytotoxicity, as well as to estimate the phytotoxicity caused by the herbicide Saflufenacil in Conilon coffee plants. The experiment was implemented in a greenhouse at the Experimental Farm of the Federal University of Espírito Santo, *Campus* São Mateus, ES. Conilon clone LB1 coffee seedlings were used. The seedlings were cultivated in 5L pots. The design used was completely randomized with 15 replications. The treatments were subdoses of Saflufenacil: 10, 20, 30 and 40% of the commercial dose. The evaluated parameters were: height, stem diameter, number of plagiotropic leaves and branches, chlorophyll "a" fluorescence, chlorophyll index, pigment contents and evaluation of visual phytotoxicity. To estimate phytotoxicity, the ANNs were trained using the Resilient Propagation algorithm with 3,000 cycles. Physiological and biometric parameters are good indicators of the state in which the plant is. It was possible to estimate the phytotoxicity of the herbicide Saflufenacil using physiological and biometric parameters via neural networks efficiently, with the estimates of modeling errors not exceeding 5% in most cases.

Keywords: Artificial intelligence. Biometrics. Phytotoxicity. Weedkiller.

Autor correspondente:

Tamara Locatelli: tamaralocatelli@gmail.com

Recebido em: 17/07/2020

Aceito em: 26/11/2020

¹ Bolsista Técnica de laboratório e campo do Programa de Pós-graduação em Agricultura Tropical da Universidade Federal do Espírito Santo (UFES), São Mateus (ES), Brasil.

² Pós-doutorando do Programa de Pós-graduação em Agricultura Tropical da Universidade Federal do Espírito Santo (UFES), São Mateus (ES), Brasil.

³ Professor permanente do Programa de Pós-graduação em Produção Vegetal da Universidade Estadual do Norte Fluminense (UENF), Campos dos Goytacazes (RJ), Brasil.

⁴ Docente permanente do Programa de Pós-graduação em Agricultura Tropical (PPGAT) da Universidade Federal do Espírito Santo (UFES), São Mateus (ES), Brasil.

⁵ Graduanda em Agronomia da Universidade Federal do Espírito Santo (UFES), São Mateus (ES), Brasil.

⁶ Pedagoga formada pelo Instituto Federal do Espírito Santo, Câmpus Itapina (IFES), Colatina (ES), Brasil.

INTRODUÇÃO

O café é uma das mercadorias mais importantes para a economia no mundo. No cenário mundial, o Brasil destaca-se por ser o maior produtor e exportador. No ano de 2019, a produção de café conilon foi 2,5% maior em relação a 2018. Esse aumento, ocorreu em função do crescimento em área produzida no Espírito Santo (CONAB, 2019).

Entretanto, alguns fatores podem comprometer esta produção, tais como os fatores climáticos, disponibilidade hídrica, manejo nutricional e a presença de plantas daninhas. A interferência desse último fator pode ocasionar a queda na produção, causando prejuízo de aproximadamente 30 a 40% (LORENZI, 1991). A agressividade dessas plantas se deve a diversas características como capacidade de crescer nas mais diferentes condições ambientais, como rusticidade, resistência a pragas e doenças, e multiplicação fácil e rápida (OLIVEIRA JÚNIOR *et al.*, 2011).

Existem diversos métodos de controle de plantas daninhas, no entanto, não é recomendado o uso de um deles de forma isolada, sendo recomendado o uso do manejo integrado (CASTRO *et al.*, 2016; RODRIGUES, 2016). O método químico tem sido o mais utilizado nas lavouras cafeeiras; mostra-se viável em áreas com grande infestação, quando o tempo e a mão de obra são escassos e em áreas muito grandes (CASTANHEIRA *et al.*, 2019).

O manejo químico tem por finalidade em manter a linha de café livre de plantas daninhas, na maioria das vezes aplicando herbicidas não seletivos em jato dirigido (VOLPE *et al.*, 2019). Porém, tem sido feito uso dos mesmos herbicidas por muito tempo, o que provoca resistência (INACIO, 2012). Por isso, a importância de utilizar produtos alternativos como o saflufenacil, em uso isolado ou combinado com outro herbicida, pois apresenta poucos relatos de resistência. Em uso combinado, Dalazen *et al.* (2015) verificaram que glifosato + saflufenacil preveniu a ocorrência de rebrote e dispersão de novas sementes de buva.

Mesmo fazendo a aplicação em jato dirigido, verificam-se casos de fitotoxidez em cafeeiros devido à deriva, como observado por Voltolini *et al.* (2019). Os prejuízos causados pela deriva podem ser avaliados através do estudo da morfologia e fisiologia das plantas, com os parâmetros biométricos e fisiológicos. A medição da fluorescência da clorofila mostra-se uma ferramenta importante nos estudos fisiológicos. É uma avaliação rápida, não destrutiva e altamente precisa (SANTOS, 2018).

A inteligência artificial (IA) representa o comportamento humano por meio de modelos computacionais. A tecnologia da IA possibilita o desenvolvimento de softwares que levam informações necessárias ao agricultor (HONDA; JORGE, 2013). Uma das formas de IA é a rede neural artificial (RNA), que é útil para reconhecer padrões e se aproximar dos processos biológicos. A RNA foi criada para modelar a forma como o cérebro faz uma tarefa (MATHIAS, 2006).

Rede neural artificial é um modelo computacional inspirado na biologia, formado por princípios de processamentos simples, denominados neurônios artificiais, que colocam uma função matemática nos dados, ativando-os e produzindo somente uma resposta. Eles são ligados entre si e arranjados em camadas. Suas conexões, na maioria das vezes, estão associadas a coeficientes determinados como pesos. A regulação dos pesos é feita por uma etapa denominada treinamento ou aprendizado, e é responsável pela remoção de características dos dados e acondicionamento do conhecimento das redes. A aplicação da RNA é o método de uso de uma rede treinada para responder dados inéditos (BRAGA; CARVALHO; LUDEMIR, 2007).

As formas de RNA variam bastante em função da quantidade de neurônios por camada, tipo de função de ativação dos neurônios, quantidade de camadas ocultas e forma de conexão entre os neurônios. A eficiência da RNA pode ser influenciada ainda pelos algoritmos utilizados, parâmetros e coeficientes usados no treinamento (BINOTI; BINOTI; LEITE, 2014).

Com a inteligência artificial, é possível, por exemplo, prever a produtividade da cultura da soja (MICHELON, 2016), prever o comportamento de doenças e pragas, através de dados climáticos e fitotécnicos (RUGGIERO *et al.*, 2003), ajudar no processamento de imagens que serão utilizadas na agricultura de precisão (HONDA; JORGE, 2013), entre outras possibilidades.

A identificação da fitotoxicidade em plantas causada pela deriva de defensivos agrícolas usados no controle de plantas daninhas envolve o risco de interpretação subjetiva e distorções no julgamento de profissionais especializados, pois essa identificação é realizada manual e visualmente. Além disso, devido às dificuldades que os pequenos e médios agricultores enfrentam para alcançar tais especialistas, há atrasos na identificação de anomalias e na tomada de ações preventivas, o que tem impacto significativo nas perdas de produtividade (BARBEDO; TIBOLA; FERNANDES, 2015).

As redes neurais artificiais têm maior precisão em relação a outros métodos estatísticos; nelas podem ser incluídas inúmeras variáveis quantitativas e qualitativas, mostrando-se uma ferramenta muito flexível e importante (FREITAS, 2017). Assim, o objetivo do trabalho foi verificar se os parâmetros fisiológicos e biométricos, utilizando a rede neural, são bons indicadores de fitotoxidez, bem como estimar a fitotoxidez causada pelo herbicida saflufenacil em plantas de café conilon.

2 MATERIAIS E MÉTODOS

O experimento foi implantado em casa de vegetação na Fazenda Experimental da Universidade Federal do Espírito Santo (UFES), câmpus São Mateus, coordenadas geográficas 18° 40' 22,25"S e 39° 52' 22,37"O, a 36 m de altitude, localizado no município de São Mateus (ES). A região, de clima tropical, classificada como Aw, apresenta verão quente e inverno úmido.

As mudas de café conilon clone LB1 foram adquiridas no viveiro do Instituto Capixaba de Pesquisa, Assistência Técnica e Extensão Rural (INCAPER) e mantidas em casa de vegetação telada, sob irrigação por aspersão diária. Quando apresentaram quatro pares de folhas completamente expandidas, as mudas foram transplantadas para vasos de polietileno com capacidade de 5 L, e mantidas em casa de vegetação. Cada vaso continha apenas uma planta, e foi preenchido com substrato feito de mistura de solo + esterco de curral curtido + substrato comercial basaplant (1:1:1).

O delineamento utilizado foi inteiramente casualizado, com 15 repetições, em que cada vaso é considerada uma parcela experimental. Os tratamentos testados foram as doses reduzidas do herbicida saflufenacil (0, 10, 20, 30 e 40% da dose de 100 g ha⁻¹ de Heat).

Aos 45 dias após o transplântio das mudas, foi feita a aplicação, passando-se a barra de pulverização próximo ao topo das plantas. A aplicação foi realizada dessa forma, por se tratar de uma simulação de deriva, pois dependendo das condições de campo e aplicação, as gotículas podem chegar até as partes mais altas das plantas de café. Foi utilizado um pulverizador costal, pressurizado a CO₂, munido de barra com ponta de pulverização tipo leque (TT 11003), calibrado na pressão constante de 250 kPa, proporcionando 200 L ha⁻¹ de volume de calda, conforme recomendação de bula.

Os parâmetros avaliados foram: altura (cm), medindo o comprimento da base da planta na região do coleto até o meristema apical da planta com auxílio de uma trena; diâmetro do caule (mm), medido na região do coleto com auxílio de paquímetro; número de folhas e de ramos plagiotrópicos e análises fisiológicas iniciadas sete dias após a aplicação (DAA), e posteriormente feitas quinzenalmente. No total foram realizadas seis avaliações.

$$REQM(\%) = \frac{100}{\bar{y}} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (\text{Eq. 1})$$

$$\text{Erro absoluto} = \hat{y}_i - y_i \quad (\text{Eq. 2})$$

em que \bar{y} é a média dos valores totais observados; n é o número total de observações; y_i é o valor observado e \hat{y}_i o valor estimado.

A REQM estuda a precisão da estimativa, e quanto menor, maior a precisão. A correlação sugere o grau de direção da associação entre a fitotoxidez estimada e a observada.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

O resumo estatístico das variáveis utilizadas para modelagem das redes neurais está apresentado na Tabela 2.

Tabela 2. Estatística descritiva das variáveis utilizadas na estimativa das RNAs

Variável	Média	Mediana	Desvio padrão	CV(%)
Diâmetro de caule	6,06	6,0	1,29	21,3
Altura de planta	39,75	39,0	7,18	18,1
Número de folhas	24,67	24,0	10,51	42,5
Número de ramos	5,04	5,0	2,47	49,0
SPAD	57,80	58,8	7,87	13,6
F_0	614,01	607,0	53,88	8,8
F_m	3157,97	3.129,5	207,91	6,7
F_0/F_m	0,80	0,81	0,02	6,6
ΦE_0	0,40	0,41	0,06	15,0
ΦD_0	0,21	0,20	0,02	9,5
ABS/RC	1,27	1,20	0,27	21,3
TR ₀ /RC	0,99	0,95	0,18	18,2
ET ₀ /RC	0,50	0,48	0,08	16,0
DI ₀ /RC	0,27	0,24	0,09	33,3

SPAD (Índice de clorofila), F_0 (Fluorescência inicial), F_m (Fluorescência máxima), F_0/F_m (Rendimento quântico fotoquímico máximo para fotoquímica primária), ΦE_0 (Probabilidade de um fóton absorvido tem de se mover além de QA-), ΦD_0 (Rendimento quântico fotoquímico para dissipação de calor), ABS/RC (Fluxo de absorção por centro de reação ativo), TR₀/RC (Fluxo de energia capturada por centro de reação ativo), ET₀/RC (Fluxo de elétrons transportados por centro de reação ativo), DI₀/RC (Energia total dissipada como calor por centro de reação).

Na Tabela 2 estão contidas as estimativas dos coeficientes de variação (CV%) das características avaliadas. Tal estatística constitui-se em estimativa do erro experimental em relação à média geral do experimento, e é muito utilizada na avaliação da qualidade experimental. De modo geral, nos experimentos agrícolas, os coeficientes de variação são classificados de acordo com Gomes (2000), situando-se em faixas, sendo considerados baixos quando inferiores a 10%, médios quando se situam entre 10% a 20%, altos quando variam entre 20% a 30% e muito altos quando superiores a 30%. Essa generalização propiciou críticas à classificação de Gomes (2000), motivando o surgimento de novas sugestões de faixas de coeficientes de variação (AMARAL; MUNIZ; SOUZA, 1997).

Cargnelutti Filho e Storck (2007) relatam que é comum o descarte de características com baixa precisão em experimentos, e que o problema em se decidir pelo descarte ou não está nos casos em que a precisão é muito baixa (CV muito alto) e a característica é de efeito não significativo para tratamento, o que neste trabalho não se aplica, em virtude da significância para número de plantas, número de ramos e DI₀/RC (energia total dissipada como calor por centro de reação) quanto à fitotoxidez.

Na maioria das variáveis as relações das variáveis fisiológicas e biométricas apresentaram variação baixa a moderada; tais variações podem ter ocorrido em função dos diferentes tratamentos com as subdoses.

A Tabela 3 apresenta os resultados das seis redes neurais artificiais que apresentam melhor desempenho, definido pelo coeficiente de correlação maior que 50% na validação e maior que 80% no treino. As RNAs 3 e 4 que utilizaram os parâmetros fisiológicos obtiveram valores satisfatórios com 83% cada. Bem como as RNAs 5 e 6 com os parâmetros biométricos, apresentaram valores de 84 e 83%, respectivamente. Complementarmente, a raiz quadrada do erro médio foi menor nestas redes no processo de validação quando comparadas às RN1 e RN2. A seleção da rede neural mais adequada deve ser feita analisando-se os coeficientes de regressão e os erros.

Tabela 3. Características e precisão das redes neurais artificiais (RNA) selecionadas para estimar a fitotoxidez do herbicida saflufenacil em mudas de café conilon

Código	Número de ciclos	Algoritmo de treinamento	Função de ativação		Treino		Validação	
			Camada oculta	Camada de saída	(r_{yy})	REQM (%)	(r_{yy})	REQM (%)
RN1	3.000	(Rprop+)	Logística	Logística	0,85	5,76	0,59	9,98
RN2	3.000	(Rprop+)	Logística	Logística	0,87	5,46	0,65	9,37
RN3	3.000	(Rprop+)	Logística	Logística	0,83	6,09	0,73	8,24
RN4	3.000	(Rprop+)	Logística	Logística	0,83	6,18	0,75	8,22
RN5	3.000	(Rprop+)	Logística	Logística	0,84	6,07	0,74	7,95
RN6	3.000	(Rprop+)	Logística	Logística	0,83	6,28	0,75	7,75

RNA (Rede neural artificial), RNA1 e 2 (Diâmetro de caule, altura de planta, número de ramos, número de folhas, leitura SPAD, F_0 , F_m , F_v/F_m , ΦE_0 , ΦD_0 , ABS/RC, TR_0/RC , ET_0/RC , DI_0/RC + dose e época) RNA3 e 4 (Leitura SPAD, F_0 , F_m , F_v/F_m , ΦE_0 , ΦD_0 , ABS/RC, TR_0/RC , ET_0/RC , DI_0/RC + dose e época) RNA5 e 6 (Diâmetro de caule, altura de planta, número de ramos, número de folhas + dose e época) Rprop+ (Resilient Propagation) r_{yy} (Coeficiente de correlação), REQM (%) (raiz quadrada do erro quadrático médio), SPAD (Índice de clorofila), F_0 (Fluorescência inicial), F_m (Fluorescência máxima), F_v/F_m (Rendimento quântico fotoquímico máximo para fotoquímica primária), ΦE_0 (Probabilidade de um fóton absorvido tem de se mover além de QA-), ΦD_0 (Rendimento quântico fotoquímico para dissipação de calor), ABS/RC (Fluxo de absorção por centro de reação ativo), TR_0/RC (Fluxo de energia capturada por centro de reação ativo), ET_0/RC (Fluxo de elétrons transportados por centro de reação ativo), DI_0/RC (Energia total dissipada como calor por centro de reação).

Os dados biométricos como altura de planta, diâmetro de caule, número de folhas e ramos são de fundamental importância para a detecção de sintomas de fitotoxidez, pois são os principais indicadores dos sintomas de intoxicação visuais e morfológicos (LOURENÇO; ALENCAR 2016; RODRIGUES NETO *et al.*, 2019).

Os parâmetros fisiológicos demonstram a fitotoxidez *in loco*, ou seja, permite o conhecimento acerca dos processos fotoquímicos e dos fenômenos não fotoquímicos que ocorrem nas membranas dos tilacoides dos cloroplastos, (KRAUSE; WEIS, 1991), sendo uma importante ferramenta nas detecções de fitotoxidez em plantas (FREITAS *et al.*, 2014; CHEN *et al.*, 2015).

É possível observar que ao avaliar todos os parâmetros juntos obteve-se maior correlação com a fitotoxidez, pois as RNAs 1 e 2 apresentaram coeficientes de 85% e 87%, respectivamente. Para o treinamento destas redes utilizaram-se todos os parâmetros (fisiológicos e biométricos) em relação às demais RNAs, que demonstraram melhor desempenho em relação àquelas que utilizaram os parâmetros fisiológicos e biométricos de forma separada nas análises.

Além da importância dos parâmetros fisiológicos e biométricos para a avaliação da fitotoxidez, outro fator importante é o número de variáveis de entrada, ou seja, quanto maior o número destas variáveis, menor o valor REQM e maior a correlação linear de Pearson.

Com maior correlação, melhor será a capacidade de generalização e estimativa da rede (FREITAS, 2017). A generalização é a capacidade que a rede tem de ser utilizada em novos dados com o mesmo problema e mostrar bons resultados (BINOTI, 2010).

De acordo com a Figura 1, que representa a frequência relativa das classes e o erro absoluto, observa-se que as RNAs 1 e 2 que utilizaram todos os parâmetros (biométricos e fisiológicos) obtiveram 33% de classe de erro 0. Já as RNAs 3 e 4 com os parâmetros fisiológicos, apresentaram valores de 34 e 36%, respectivamente. As RNAs 5 e 6, com os parâmetros biométricos, obtiveram valores de 34 e 36%, respectivamente. Todas as redes apresentaram mais de 85% dos erros percentuais entre -5% e 5%. Isso significa que há convergência para erro zero, ou seja, o valor observado e estimado está praticamente igual, o que comprova que a avaliação de redes neurais, utilizando os parâmetros biométricos e fisiológicos, é eficiente na avaliação de fitotoxidez.

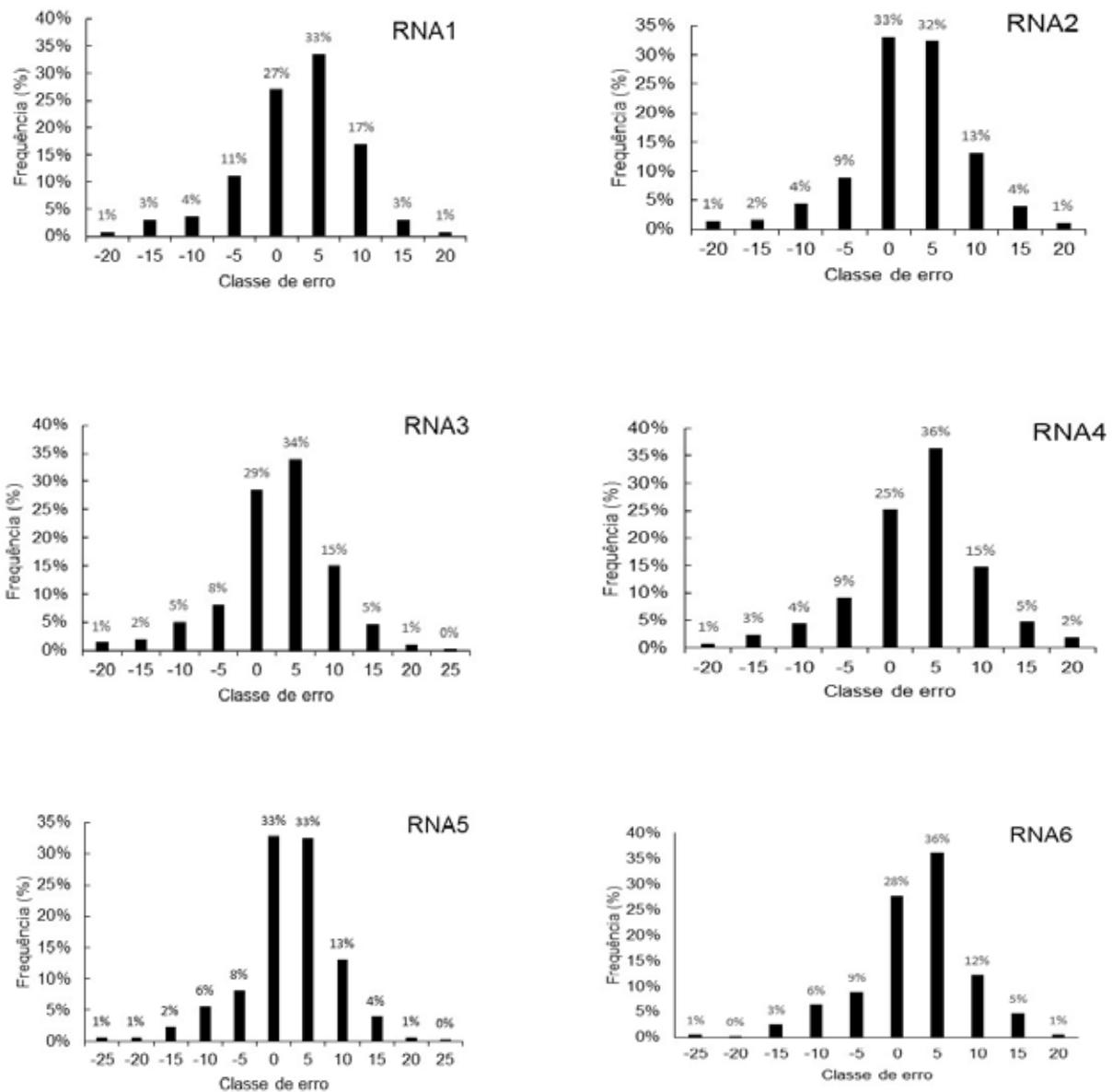


Figura 1. Histograma representativo da frequência relativa das classes e erro absoluto obtidos com os dados biométricos e fisiológicos

Os resultados encontrados são corroborados pelo desempenho dos métodos propostos com Camargo e Smith (2009) e Phadikar e Sil (2013). Estes autores obtiveram precisão de 58% e 56%, respectivamente, na classificação da doença em folhas de soja. Os estudos citados basearam-se em banco de dados de imagens, o que não foi realizado neste trabalho, entretanto, a discussão comparativa é respaldada pela tendência uniforme do uso das RNAs na detecção de doenças em folhas de plantas, pois se observa uma clara tendência de precisão nas detecções.

Para identificação de sintomas da Sigatoka Negra e Silva (2008) também utilizou processamento digital de imagens. O autor avaliou os estádios 1, 2 e 3 de desenvolvimento da doença, fitotoxidez por óleo e folhas saudias. Foi realizada a técnica multivariada para selecionar variáveis mais importantes no processo de classificação dos sintomas, a fim de reduzir o número de variáveis de entrada, e otimizar o treinamento das redes neurais. O autor verificou ótimo resultado com o modelo utilizado, obtendo intervalo de confiança de 95%, mostrando alta eficiência na identificação da doença, com baixa taxa de erro.

4 CONCLUSÕES

Foi possível estimar a fitotoxidez do herbicida Saflufenacil, utilizando os parâmetros fisiológicos e biométricos via redes neurais com eficiência.

Os parâmetros fisiológicos e biométricos são bons indicadores de fitotoxidez em plantas de café conilon.

A rede neural é uma ferramenta com grande potencial na detecção da fitotoxidez do herbicida Saflufenacil em plantas de café conilon.

914

REFERÊNCIAS

AMARAL, A.M.; MUNIZ, J.A.; SOUZA, M. Avaliação do coeficiente de variação como medida da precisão na experimentação com citros. **Pesq. Agr. Bras.**, v. 32, n. 12, p. 1221-1225, 1997.

BARBEDO, J. G.; TIBOLA, C. S.; FERNANDES, J. M. Detectando a queima da cabeça do fusário em grãos de trigo usando imagens hiperespectrais. **Rev. Bras. Eng. Bios.**, v. 131, p. 65-76, 2015.

BINOTI, D. H. B.; BINOTI, M. L. M. S.; LEITE, H. G. Configuração de redes neurais artificiais para estimação do volume de árvores. **Ci. Madeira**, Pelotas, v. 5, n. 1, p. 58-67, maio. 2014. DOI: <http://dx.doi.org/10.12953/2177-6830.v05n01a06>.

BINOTI, D. H. B.; BINOTI, M. L. M. S.; LEITE, H. G.; SILVA, A. A. L.; ALBUQUERQUE, A. C. Modelagem da Distribuição de Diâmetros Utilizando Autômatos Celulares e 32 Redes Neurais Artificiais. **Rev. Cerne.**, v. 19, p. 677 - 685, 2013.

BINOTI, M. L. M. DA. S. **Uso de redes neuronais artificiais para prognose da produção de povoamento de eucalipto**. 2010. 54f. Dissertação (Mestrado em Ciência Florestal) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, Minas Gerais, 2010.

BRAGA, A. de P.; CARVALHO, A. P. DE L. F. de; LUDEMIR, T. B. **Redes Neurais Artificiais: Teoria e Aplicações**. 2 ed. Rio de Janeiro: LTC, 2007. 260p.

CAMARGO, A.; SMITH, J. Classificação de padrões de imagem para identificação de agentes causadores de doenças em plantas. **Comp. Elect. Agr.**, v. 66, p. 121-125, 2009.

CARGNELUTTI FILHO, A.; STORCK, L. Estatísticas de avaliação da precisão experimental em ensaios de cultivares de milho. **Pes. Agrop. Bras.**, v. 42, n. 1, p. 17-24, 2007.

CASTANHEIRA, D. T.; ALECRIM, A. O.; SOUZA, I. F.; VOLTOLINI, G. B.; PAULO, H. M.; GONÇALVES, M. V. O.; BOTELHO, R. B. R. Deriva de fluazifop-p-butyl no desenvolvimento inicial de mudas de café. *In*: Simpósio de Pesquisa dos cafés do Brasil, 9., 2015, Curitiba. **Anais [...]**. Curitiba. Disponível em: <http://www.sbicafe.ufv.br/handle/123456789/4132>. Acesso em: 12 nov. 2019.

CASTRO, Y. O.; CAVALIERI, S. D.; SANTOS, M. P.; GOLYNSKI, A.; NASCIMENTO, A. R. Manejo integrado de plantas daninhas na cultura do tomate para processamento industrial e para consumo in natura. **Sci. Elet. Arc.**, Goiás, v. 9, n. 5, p. 11-17, 2016.

CHEN, S.; KANG, Y.; ZHANG, M.; WANG, X.; STRASSER, R. J.; ZHOU, B.; QIANG, S. Differential sensitivity to the potential bioherbicide tenuazonic acid probed by the JIP-test based on fast chlorophyll fluorescence kinetics. **Env. Exp. Botany**, v. 112, p. 1-15, 2015.

CONAB - COMPANHIA NACIONAL DE ABASTECIMENTO. Acompanhamento da Safra Brasileira. Café, Terceiro levantamento, safra 2019. Brasília, v. 5, n. 3, p. 1-48. Disponível em: https://www.conab.gov.br/component/k2/item/download/28519_1451c80af85a09013032c62c38317623. Acesso em: 9 set. 2019. Base de dados.

DALAZEN, G.; KRUSE, N. D.; MACHADO, S. L. O.; BALBINOT, A. Sinergismo na combinação de glifosato e saflufenacil para o controle de buva. **Pes. Agrop. Tropical**, v. 45, n. 2, p. 249-256, 2015. <http://dx.doi.org/10.1590/1983-40632015v4533708>.

FRANS, R.; CROWLEY, H. Experimental design and techniques for measuring and analyzing plant responses to weed control practices. **Res. Meth. weed sci.**, Clemson, p. 29-45. 1986.

FREITAS, E. C. S. **Modelagem da produtividade de eucalipto por meio de redes neuronais artificiais**. 2017. 127 f. Tese (Doutorado em Ciência Florestal) - Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2017.

FREITAS, I. L. J.; RODRIGUES, W. P.; JUNIOR, A. T. A.; FREITAS, S. P.; AMIM, R. T.; VITTORAZZI, C.; FREITAS, J. A. A. Maximum quantum yield of photosystem II to assist in the measurement of herbicide selectivity in popcorn. **Plant Sci. Today**, v. 1, n. 2, p. 80-85, 2014. <http://dx.doi.org/10.14719/pst.2014.1.2.28>.

GOMES, P. G. **Curso de estatística experimental**. 14. ed. [s.l.; s.n.], 2000. 477p.

HONDA, B.; JORGE, L. A. C. Computação aplicada à agricultura de precisão. **Rev. Científica Eletrônica UNISEB**, v. 1, n. 1, p. 111-132, 2013.

INACIO, E. M. **Aspectos da biologia, caracterização foliar e manejo químico de Conyza bonariensis (L.) Cronquist (Asteraceae) e Conyza canadensis (L.) Cronquist (Asteraceae)**. 2012. 72 f. Dissertação (Mestrado em Agricultura e Ambiente) - Universidade Federal de São Carlos, Araras, 2012.

KRAUSE, G. H.; WEIS, E. Chlorophyll fluorescence and photosynthesis: the basics. **Annual Rev. Plant Phys. Plant Mol. Biology**, v. 42, p. 313-349, 1991. <https://doi.org/10.1146/annurev.pp.42.060191.001525>.

LORENZI, H. **Plantas daninhas do Brasil: terrestres, aquáticas, parasitas, tóxicas e medicinais**. 4. ed. 1991. 440p.

LOURENÇO, E.; ALENCAR J. R. C. C. Estudo da fitotoxicidade de herbicidas aplicados em pós emergência na cultura do trigo. **Rev. Iniciar**, v. 1, n. 1, p. 79-90, 2016.

MATHIAS, I. M. **Aplicação de redes neurais artificiais na análise de dados de molhamento foliar por orvalho.** 2006. 135 f. Tese (Doutorado em Agronomia) - Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Botucatu, 2006.

MICHELON, G. K. **Aplicação de técnicas de inteligência artificial na agroicultura de precisão para estimar a produtividade da soja.** 2016. 99 f. Trabalho de conclusão de curso (Bacharel em Computação) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Medianeira.

OLIVEIRA JÚNIOR, R. S.; CONSTANTIN, J.; INQUE, M. H. **Biologia e manejo de plantas daninhas.** 22. ed. [s.l.; s.n.], 2011. 348p.

PHADIKAR, S.; SIL, J. Classificação de doenças de Rice usando técnicas de seleção de características e geração de regras. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 90, p. 76-85, 2013.

RODRIGUES, J. S. **Efeito dos herbicidas indaziflam e imazapic no controle de seis espécies de gramíneas anuais presentes nos Estados Unidos.** 2016. 42 f. Trabalho de conclusão de curso (Engenharia Agrônoma) – Universidade Federal de São João Del Rei, Sete Lagoas, 2016.

RODRIGUES NETO, A. D.; ALMEIDA, M. S.; PRADO, E. P.; TROPALDI, L.; FIRMINO, A. C.; BONINI, C. D. S. B.; LIMA, R. C. Otimização da atividade de herbicidas com diferentes adjuvantes na fitotoxicidade de *Digitaria insularis* no estágio de florescimento. **Coll. Agr.**, p. 120-126, 2019.

RUGGIERO, C.; DURIGAN, J. F.; GOES, A.; NATALE, W.; BENASSI, A. C. Panorama da cultura do mamão no Brasil e no mundo: situação atual e tendências. *In*: MARTINS, D. S. **Papaya Brasil: qualidade no mamão para o mercado interno.** Vitória: Incaper, 2003. p. 13-34.

916

SANTOS, E. R. **Respostas fisiológicas e anatômicas de *Billbergia zebrina* Lindl. (Bromeliaceae) em fundão de fontes e concentrações de carboidratos durante o cultivo *in vitro* convencional.** 2018. 59 f. Dissertação (Mestrado em Biologia Vegetal) - Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória, 2018.

SILVA, S. H. M. G. **Processamento digital de imagens para identificação da sigatoka negra em bananeiras utilizando análise de componentes principais e redes neurais artificiais.** 2008. 94 f. Tese (Doutorado em Agronomia) - Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Botucatu, 2008.

VOLPE, R.; CARMOZINI, P. A.; ÁVILA, M. A. P.; CARVALHO, C. A. M. Pulverizações foliares na recuperação de mudas de café arábica intoxicadas por glifosato. *In*: JORNADA CIENTÍFICA E TECNOLÓGICA, 5., SIMPÓSIO DE PÓS-GRADUAÇÃO DO IFULDEMINAS, 2., 2013, Minas Gerais. **Anais [...]**. Disponível em: <https://jornada.ifsuldeminas.edu.br/index.php/jcinc/jcinc/paper/viewFile/63/36>. Acesso em: 10 out. 2019.

VOITOLINI, G. B.; CASTANHEIRA, D. T.; GUIMARÃES, R. J.; ALCÂNTARA, E. N.; REZENDE, T. T.; PAULINO, R. N. L.; CARNEIRO, A. H. C. Sintomas de fitotoxidez causados pela deriva do herbicida glyphosate em mudas de cafeeiro. *In*: SIMPÓSIO DE PESQUISA DOS CAFÉS DO BRASIL, 9., 2015, Curitiba. **Anais [...]**. Disponível em: <http://www.sbicafe.ufv.br/handle/123456789/4129>. Acesso em: 20 set. 2019.