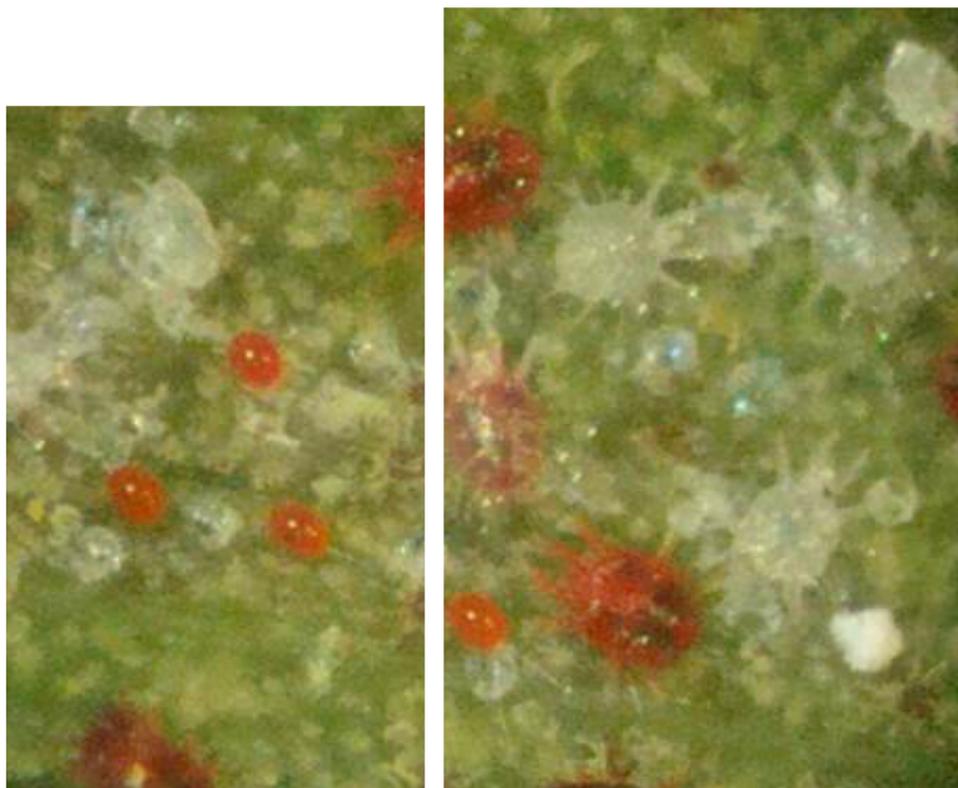


**Distribuição Geográfica Atual e Potencial do
Ácaro-vermelho-das-palmeiras
(*Raoiella indica* Hirst) no Brasil**



**Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
Embrapa Roraima
Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento**

**BOLETIM DE PESQUISA
E DESENVOLVIMENTO
52**

**Distribuição Geográfica Atual e Potencial do
Ácaro-vermelho-das-palmeiras
(*Raoiella indica* Hirst) no Brasil**

*George Correa Amaro
Elisangela Gomes Fidelis
Cristian Madeira de Medeiros
Ricardo Siqueira da Silva*

**Embrapa Roraima
Boa Vista - RR
Dezembro, 2021**

Exemplares desta publicação podem ser adquiridos na:

Comitê de Publicações da Unidade

Embrapa Roraima

Rodovia BR 174, Km 8 - Distrito Industrial
Caixa Postal 133 - CEP. 69.301-970
Boa Vista | RR
Fone/Fax: (95) 4009-7100
Fax: +55 (95) 4009-7102
www.embrapa.br

Presidente
Edmilson Evangelista Da Silva

Secretário
Daniel Augusto Schurt

Membros
*Karine Dias Batista,
Cássia Ângela Pedrozo,
Newton de Lucena Costa,
Carolina Volkmer de Castilho,
George Correa Amaro,
Oscar Jose Smiderle,
Sandro Loris Aquino Pereira*

Normalização Bibliográfica
Jeana Garcia Beltrão Macieira

Revisão editorial
Jeana Garcia Beltrão Macieira

Projeto gráfico da coleção
Carlos Eduardo Felice Barbeiro

Editoração eletrônica
*Phábrica de Produções:
Alecsander Coelho, Daniela Bissiguini,
Érsio Ribeiro e Paulo Ciola*

Foto de capa
Elisângela Gomes Fidelis

1ª edição

1ª impressão (2021): 200 exemplares

Todos os direitos reservados.

A reprodução não autorizada desta publicação, no todo ou em parte,
constitui violação dos direitos autorais (Lei nº 9.610).

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

Embrapa Roraima

Amaro, George Correa.

Distribuição Geográfica Atual e Potencial do Ácaro-vermelho-das-palmeiras
(*Raoiella indica* Hirst) no Brasil / George Correa Amaro... [et al.]. – Boa Vista, RR:
Embrapa Roraima, 2021.

34 p. : il. color. (Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento. Embrapa Roraima, 52).

1. *Raoiella indica*. 2. Modelagem Ambiental. 3. Modelagem de Nicho Ecológico.
I. Fidelis, Elisângela Gomes. II. Medeiros, Cristian Madeira de. III. Silva, Ricardo
Siqueira da. IV. Embrapa Roraima.

CDD. 632.7

Sumário

Introdução.....	8
Material e Métodos	11
Pontos de Ocorrência.....	11
Variáveis Bioclimáticas	12
Procedimento de Modelagem.....	15
Resultados e Discussão	19
Conclusões.....	24
Agradecimentos.....	25
Desafios Futuros	25
Referências	25

Distribuição Geográfica Atual e Potencial do Ácaro-vermelho-das-palmeiras (*Raoiella indica* Hirst) no Brasil

George Amaro¹

Elisangela Gomes Fidelis²

Cristian Madeira de Medeiros³

Ricardo Siqueira da Silva⁴

Resumo – Considerando as pragas que foram recentemente introduzidas nas Américas, o ácaro-vermelho-das-palmeiras, *Raoiella indica* Hirst, é a mais invasiva, tendo se espalhado rapidamente por vários países do Caribe, Estados Unidos, México, Venezuela, Colômbia e Brasil. No Brasil, ele já está presente em vários estados, com elevado potencial de dispersão outras regiões, podendo impactar severamente o cultivo de coco, banana, palmeiras nativas e exóticas e flores tropicais, como as da família Heliconiaceae. Desta forma, o objetivo deste trabalho foi estimar a distribuição geográfica potencial de *R. indica* no Brasil a partir da utilização de um modelo de distribuição geográfica que utiliza o método da de máxima entropia (Maxent). Os dados de ocorrência utilizados foram obtidos através de pesquisa na literatura, bases de dados online e levantamentos realizados em campo. O modelo indicou alta probabilidade para o estabelecimento de *R. indica* nas seguintes localidades: grande parte do Estado de Roraima, parte leste do Estado do Amazonas, norte e centro-oeste do Estado do Pará e partes dos estados do Acre e Amapá (Região Norte); o litoral do Brasil, do Rio Grande do Norte aos estados da Paraíba, Pernambuco, Alagoas, Sergipe e Bahia (Região Nordeste); os estados do Rio de Janeiro e Espírito Santo, extremo leste de Minas Gerais e quase todo o estado de São Paulo, exceto a parte norte (Região Sudeste); grande parte do Estado de Mato Grosso do Sul e a por-

¹ Pesquisador da Embrapa Roraima, M.Sc. em Economia, Boa Vista, RR, Brasil. E-mail: george.amaro@embrapa.br.

² Pesquisadora da Embrapa Cerrados, D.Sc. em Entomologia, Brasília, DF, Brasil. E-mail: elisangela.fidelis@embrapa.br.

³ Pesquisador da Universidad de Salamanca, Ph.D. em Biología e Conservación da Biodiversidade, Salamanca, Espanha. E-mail: medeiros@usal.es.

⁴ Pesquisador da Universidade Federal dos Vales do Jequitinhonha e Mucuri, D.Sc. em Fitotecnia, Diamantina, MG, Brasil. E-mail: ricardo.ufvjm@gmail.com.

ção mais meridional do Estado de Mato Grosso (Região Centro-Oeste); e norte do Estado do Paraná e pequenas partes dos estados de Santa Catarina e Rio Grande do Sul (Região Sul).

Palavras-chave: *Raoiella indica*; modelagem de nicho ecológico; modelagem ambiental.

Distribuição Geográfica Atual e Potencial do Ácaro-vermelho-das-palmeiras (*Raoiella indica* Hirst) no Brasil

Abstract – The red palm mite, *Raoiella indica* Hirst, is the most invasive pest, having spread quickly to several countries. In Brazil it is already present in several regions and has a high potential for dispersion to other regions, which could severely affect the cultivation of coconuts, bananas, native and exotic palm trees, and tropical flowers, such as those of the Heliconiaceae family. Thus, we aimed to determine the regions of Brazil most prone to the occurrence of *R. indica* using Maxent with updated data on its occurrence and a selection of bioclimatic variables that may influence its establishment. The occurrence data used were obtained through a literature search, online databases, and surveys carried out in the field. The model indicated a high potential for the establishment of *R. indica* in the following locations: a large part of the State of Roraima, the eastern part of the State of Amazonas, the northern and central-western parts of the State of Pará, and parts of the states of Acre and Amapá (North Region); the coast of Brazil from Rio Grande do Norte to the states of Paraíba, Pernambuco, Alagoas, Sergipe and Bahia (Northeast Region); the states of Rio de Janeiro and Espírito Santo, the far east of Minas Gerais, and almost the entire state of São Paulo, except the northern part (Southeast Region); most of the State of Mato Grosso do Sul and the most southern portion of the State of Mato Grosso (Midwest Region); and the northern part of the State of Paraná and small parts of the states of Santa Catarina and Rio Grande do Sul (South Region).

Keywords: *Raoiella indica*; ecological niche modeling; environmental modeling.

Introdução

O ácaro-vermelho-das-palmeiras, *Raoiella indica* Hirst (Tenuipalpidae), foi introduzido nas Américas a cerca de 15 anos atrás, tendo sido reportado por Flechtmann e Etienne (2004), na Martinica, de onde se espalhou rapidamente pelo continente, para várias ilhas do Caribe (Kane; Ochoa, 2005; Etienne; Flechtmann, 2006), sul da Flórida (Welbourn, 2006), México (NAPPO, 2009), Venezuela (Vásquez et al., 2008), Colômbia (Carrillo et al., 2011) e norte do Brasil (Navia et al., 2011; Rodrigues; Antony, 2011).

Várias colônias desse ácaro fitófago podem ser encontradas nas folhas de plantas infestadas, que mais tarde se tornam necróticas, levando a grandes perdas de rendimento (até mais de 70%), como as relatadas para a produção de coco no Caribe (Roda et al., 2012) e no México (Otero-Colina et al., 2016) e coco e banana no Brasil (Gondim Júnior et al., 2012). Nas Américas, *R. indica* não apenas espalhou rapidamente, formando grandes populações, mas também ampliou sua gama de hospedeiros, atacando várias espécies de palmeiras exóticas ou nativas (Arecaceae) e plantas de várias famílias de monocotiledôneas, como *Cannaceae*, *Cycadaceae*, *Heliconiaceae*, *Musaceae*, *Pandanaceae*, *Strelitziaceae* e *Zingiberaceae* (Carrillo et al., 2012a; Gondim Júnior et al., 2012; Navia et al., 2015; Gómez-Moya et al. 2018).

O Brasil é o terceiro maior produtor mundial de frutas, de acordo com a Associação Brasileira dos Produtores Exportadores de Frutas e Derivados (Abrafrutas⁵). Em 2018 a produção de coco-da-baía foi de 1.564.500 toneladas e a produção de banana, de 6.752.171 toneladas de cachos, segundo a pesquisa de Produção Agrícola Municipal (PAM), do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatísticas (IBGE)⁶. De acordo com dados da Secretaria de Comércio Exterior (Secex) compilados pela Abrafrutas⁷, as exportações cresceram 21% frente o mesmo período de 2018, para 429,7 mil toneladas, enquanto a receita aumentou 15%, para US\$ 384,4 milhões. As exportações de banana aumentaram 57%, apenas no primeiro semestre de 2019.

⁵ <https://abrafrutas.org/2019/03/07/brasil-e-o-terceiro-maior-produtor-de-frutas-do-mundo-diz-abrafrutas/>.

⁶ IBGE – Produção Agrícola Municipal 2018. Disponível em: <https://sidra.ibge.gov.br/pesquisa/pam/tabelas>.

⁷ <https://abrafrutas.org/2019/07/17/estatistica-de-exportacoes-de-frutas-no-primeiro-semester-de-2019/>.

A produção brasileira de banana está distribuída por todo o território nacional, sendo a região Nordeste a maior produtora (34%), seguidas das Regiões Sudeste (32%), Sul (15%), Norte (14%) e Centro-Oeste (4%), conforme dados de produção do IBGE, sendo os principais estados produtores no Brasil: Bahia (16%), São Paulo (16%), Minas Gerais (11%), Santa Catarina (10%) e Pará (9%). Além disso, a bananicultura cumpre importante papel social, na geração de renda para a agricultura familiar, representando um forte componente de Sistemas Agroflorestais (SAFs) na Amazônia Brasileira (Gama, 2003; Arco-Verde, 2008; Calvi, 2009; Freitas, 2008; Sá et al., 2008; Amaro, 2010) e de outros sistemas produtivos integrados, conforme ficou estabelecido no âmbito do Projeto Transição Produtiva e Serviços Ambientais, da Embrapa.

A produção mundial de coco concentra-se (mais de 83%) na Ásia. O Brasil é o quarto produtor, conforme dados da FAO (<http://faostat3.fao.org>), com volume superior a 2,8 milhões de toneladas em 2013, aproximadamente 2 milhões de frutos, sendo que cerca de 70% são produzidos na Região Nordeste, segundo o IBGE, que indica os principais estados produtores de coco como sendo: Bahia (29%), Sergipe (12%), Pará (11%), Ceará (11%) e Espírito Santo (9%).

Estudos apontam que 90% da produção de coco do mundo advém de pequenos agricultores, com áreas de até 5 hectares, sendo que esta produção é praticamente consumida internamente nos países produtores. Situação que no Brasil se repete, com cerca de 70% da exploração de coqueiro em propriedades de até 10 ha (Siqueira et al., 2002).

A previsão de habitats potencialmente favoráveis para esta espécie invasora é importante para dar suporte e auxiliar no planejamento e implementação de medidas fitossanitárias e políticas públicas que previnam ou retardem a dispersão de *R. indica* no Brasil, especialmente nas áreas cuja dependência econômica da produção de seus hospedeiros seja significativa.

A Modelagem de Distribuição de Espécies (SDM) ou Modelagem de Nicho Ecológico (ENM), onde modelos preditivos da distribuição geográfica de espécies são desenvolvidos com base nas condições ambientais dos locais de ocorrência (habitat favorável), tem aplicações no planejamento de políticas de conservação, ecologia, estudos de evolução, epidemiologia e gestão de espécies invasoras, entre outros campos (Yom-Tov; Kadmon, 1998; Corsi et al., 1999; Peterson et al., 1999; Scott et al., 2002; Welk et al., 2002; Peterson;

Shaw, 2003). Conforme Phillips et al. (2006), um modelo de distribuição de uma espécie, basicamente promove ajuste a uma função entre os pontos de ocorrência de uma espécie e um conjunto multivariado de dados ambientais.

A maioria das aplicações de SDM considera que o nicho ecológico é o modelo básico que sustenta a possibilidade de produzir predições sobre a ocorrência de espécies (Peterson, 2001; Thuiller et al., 2005; Elith et al., 2006; Stockwell, 2006). O nicho ecológico é definido como o espaço geográfico que apresenta as condições e os recursos mais adequados, sob os quais uma espécie é capaz de sobreviver, crescer e se reproduzir. Logo, o conhecimento dessas condições e recursos deve servir para prever os locais de ocorrência da espécie.

Quando dados de ausência e de presença de uma espécie estão disponíveis para modelagem, métodos estatísticos de uso genérico, tais como modelos lineares generalizados (GLM), modelos aditivos generalizados (GAM), árvores de classificação e regressão (CARTs), análise de componentes principais (PCA) e redes neurais artificiais (RNAs) podem ser utilizados (Guisan; Zimmermann, 2000; Moisen; Frescino, 2002; Guisan et al., 2002; Berg et al., 2004). No entanto, embora dados apenas de presença sejam abundantes, dados de ausência são limitados (Soberón, 1999; Ponder et al., 2001; Anderson et al., 2002). Além disso, mesmo quando estão disponíveis, dados de ausência podem ter um valor questionável em muitas situações (Anderson et al., 2003). Dessa forma, técnicas de modelação que necessitem apenas dados de presença são extremamente úteis (Graham et al., 2004). Portanto, um segundo grupo de métodos, incluindo algoritmos genéticos (GARP) (Stockwell; Peters, 1999) e BIOCLIM (Busby, 1991), vem ganhando mais atenção das pesquisas. Dentre estes, mais recentemente, o algoritmo de Máxima Entropia (Maxent) que permite o uso apenas de dados de presença e preditores categóricos tem sido bastante utilizado (Phillips et al., 2006).

O Maxent apresenta desempenho superior a outros métodos de modelagem (Elith et al., 2006; Ortega-Huerta; Peterson, 2008) e ainda pode ser eficiente apesar de amostras de pequenas dimensões (Carroll; Ruppert, 1981; Hernandez et al., 2006; Pearson et al., 2007; Papes; Gaubert, 2007; Wisz et al., 2008; Benito et al., 2009). Elith et al. (2006), Ashraf et al. (2017), Ray et al. (2018), demonstraram que o Maxent apresentou um desempenho melhor do que outros métodos já estabelecidos, como BIOCLIM, GARP, GAM e GLM. Além disso, Barry; Elith (2006) observaram que o Maxent, o GLM e o GAM

foram semelhantes em sua capacidade de ajustar superfícies de resposta não-lineares que são frequentemente observadas em dados biológicos. Hernandez et al. (2006) testaram quatro métodos de modelagem e demonstraram que o Maxent obteve os resultados mais robustos, apresentando um bom desempenho e mantendo a precisão de suas estimativas razoavelmente estáveis em todas as categorias e tamanhos de amostras, com níveis máximos para as amostras de menor tamanho.

Esse trabalho visou estimar a distribuição geográfica potencial de *R. indica* no Brasil a partir da utilização do Maxent, utilizando dados atuais de sua ocorrência e a seleção de variáveis bioclimáticas que podem influenciar o seu estabelecimento.

Material e Métodos

Pontos de Ocorrência

As coordenadas geográficas (convertidas em graus decimais e Datum WGS 84) dos pontos de ocorrência disponíveis para *R. indica* foram obtidas a partir da literatura existente (Adepará, 2016; Arbabi et al., 2002; CABI/EPPO, 2007; CAPS/FFD, 2008; Carrillo et al., 2011b; Dowling et al., 2012; Estrada-Venegas et al., 2010; Etienne; Fechtmann, 2006; Fechtmann; Etienne, 2004; Giliomee; Ueckermann, 2016; Hirst, 1924; Hountondji et al., 2010; Hutchinson, 1957; IPCC, 2019; Kamali et al., 2001; Kane et al., 2005b; Melo et al., 2018; Mendes et al., 2015; Moraes et al., 2017; Moutia, 1958; NAPPO, 2019; Navia et al. 2011; Nusantara et al., 2017; Oliveira et al., 2016; Rodrigues et al., 2007; Rodrigues; Antony, 2011; Santana et al., 2010; SEPROR, 2012; Silva et al., 2016; Souza et al., 2016; Vásquez; de Moraes, 2013; Welbourn, 2006; Zannou et al., 2010; Zouba; Raeesi, 2010), de bases de dados online (CABI, 2019; EPPO, 2019) e de levantamentos realizados nos estados de Roraima e Amazonas durante pesquisas de campo. No total, 220 locais de ocorrências conhecidas foram utilizados no modelo (Figura 1), em comparação às 83 disponíveis anteriormente (Amaro; Morais, 2013; Amaro; Morais, 2014).

Após a organização dos dados em uma tabela Excel, procedeu-se a remoção dos pontos imprecisos e não confiáveis, a limpeza das ocorrências com coordenadas duplicadas, a remoção dos pontos de fora dos limites das

variáveis ambientais e a compilação das referências bibliográficas. Foram descartados três pontos apenas, para futuras verificações, permitindo a utilização de 217 pontos (Figura 1) para o desenvolvimento do modelo.

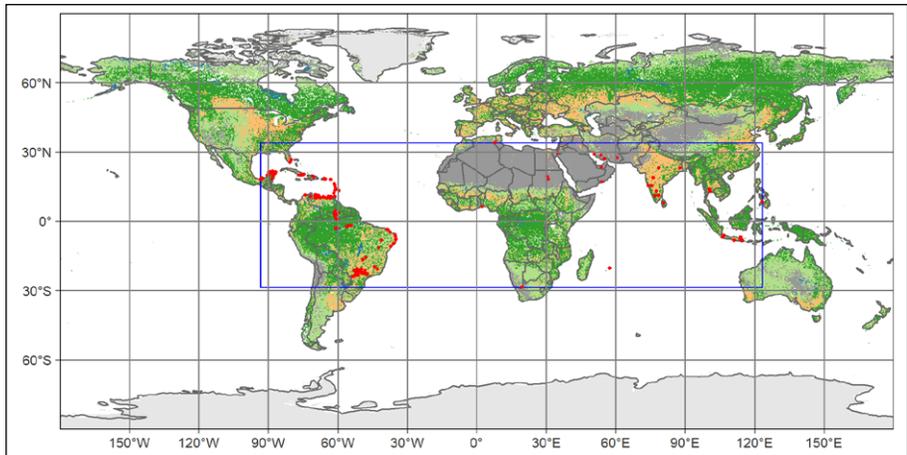


Ilustração: George Cornea Amaro

Figura 1. Distribuição de *R. indica*: pontos de ocorrência atuais (217, pontos vermelhos), e área de extensão para calibração e treinamento do modelo (retângulo azul).

Variáveis Bioclimáticas

Variáveis bioclimáticas (Nix, 1986) são as mais ecologicamente sensíveis para demarcar tolerâncias fisiocológicas dos *habitats* (Hijmans et al., 2005; Thompson et al., 2009) e usadas para SDM. Dados de 19 variáveis bioclimáticas, consideradas como preditores potenciais da distribuição do nicho ecológico de *R. indica* (Tabela 1), ou seja, aquelas que podem ser significativas para a definição dos limites de tolerância ecofisiológica da espécie (Graham; Hijmans, 2006; Muriénne et al., 2009), foram baixados como camadas de dados matriciais (raster) no portal WorldClim, versão 2, que contém médias anuais do período 1970 a 2000 (Fick; Hijmans, 2017), representadas em um *grid* genérico de 10 arco-minutos.

Tabela 1. Variáveis Bioclimáticas (Wordclim⁸, versão 2) utilizadas para modelagem de nicho ecológico de *Raoiella indica*.

Variável Mnemônica	Variável	VIF	Contribuição %	Importância de Permutação
Bio1	Temperatura média anual			
Bio2	Varição média da temperatura diurna	2,1538	35,1200	17,0300
Bio3	Isotermalidade ^a	2,3521	19,7300	13,3900
Bio4	Sazonalidade da temperatura ^b			
Bio5	Temperatura máxima do mês mais quente			
Bio6	Temperatura mínima do mês mais frio			
Bio7	Temperatura média anual ^c			
Bio8	Temperatura média do trimestre mais chuvoso	1,5192	3,1990	1,2830
Bio9	Temperatura média do trimestre mais seco	2,8736	1,1390	1,6580
Bio10	Temperatura média do trimestre mais quente			
Bio11	Temperatura média do trimestre mais frio			
Bio12	Precipitação anual			
Bio13	Precipitação do mês mais chuvoso	2,4553	3,6470	15,8300
Bio14	Precipitação do mês mais seco	4,4670	24,2500	41,7900
Bio15	Sazonalidade da precipitação ^d	2,9906	12,4800	6,0670
Bio16	Precipitação do trimestre mais chuvoso			
Bio17	Precipitação do trimestre mais seco			
Bio18	Precipitação do trimestre mais quente	3,5631	0,3625	2,6940
Bio19	Precipitação do trimestre mais frio	3,7792	0,0734	0,2616

^a (Bio2 + Bio7) x 100. ^b Desvio padrão x 100. ^c (Bio5 - Bio6). ^d Coeficiente de variação.

⁸ <http://worldclim.org/version2>.

As variáveis com coeficiente de correção de Pearson (r), $r > |0,80|$ (significantes ao nível $\alpha = 0,05$), foram agrupadas de acordo com análise hierárquica de clusters (Figura 2). Os valores das variáveis foram então testados quanto à sua colinearidade utilizando o fator de inflação da variância (VIF), que aponta o quanto da variância de um coeficiente de regressão estimado por uma variável é inflacionado devido à colinearidade com todas as outras (Naimi; Araújo, 2016). Os procedimentos para seleção das variáveis foram executados a partir da utilização das funções *vif.corr* e *vif.step* do pacote *usdm* (Naimi et al., 2014) no ambiente R (R Core Team, 2019). Embora a colinearidade diminua a eficiência e aumente a incerteza dos modelos de distribuição de espécies, a diferença no desempenho entre conjuntos de dados ambientais colineares e não colineares foi baixa para métodos como o Maxent, o que pode apoiar a alegação de que o processo de ajuste desse tipo de modelo beneficia-se da colinearidade (de Marco; Nóbrega, 2018).

Foram excluídas as variáveis com $VIF > 10$ (Naimi et al., 2014), apenas após avaliar o seu provável significado biológico (Fitzpatrick et al., 2013), sendo mantidas aquelas que consideramos ser biologicamente informativas, conforme resultados obtidos por Fidelis et al. (2019). O uso de todas as variáveis ambientais foi criticado com base nos efeitos de colinearidade na construção de modelos de distribuição de espécies. Contudo, de acordo com de Marco; Nóbrega (2018), isso não é um problema para algoritmos de modelagem como Maxent e SVM, que tiram proveito da colinearidade para estimativa de parâmetros. Dessa forma, as seguintes variáveis bioclimáticas foram utilizadas nos modelos (grifadas na Tabela 1 em azul): variação média da temperatura diurna (Bio2), Isotermalidade (Bio3), temperatura média do trimestre mais chuvoso (Bio8), temperatura média do trimestre mais seco (Bio9), precipitação do mês mais chuvoso (Bio13), precipitação do mês mais seco (Bio14), sazonalidade da precipitação (Bio15), precipitação do trimestre mais frio (Bio18) e do trimestre mais quente (Bio19).

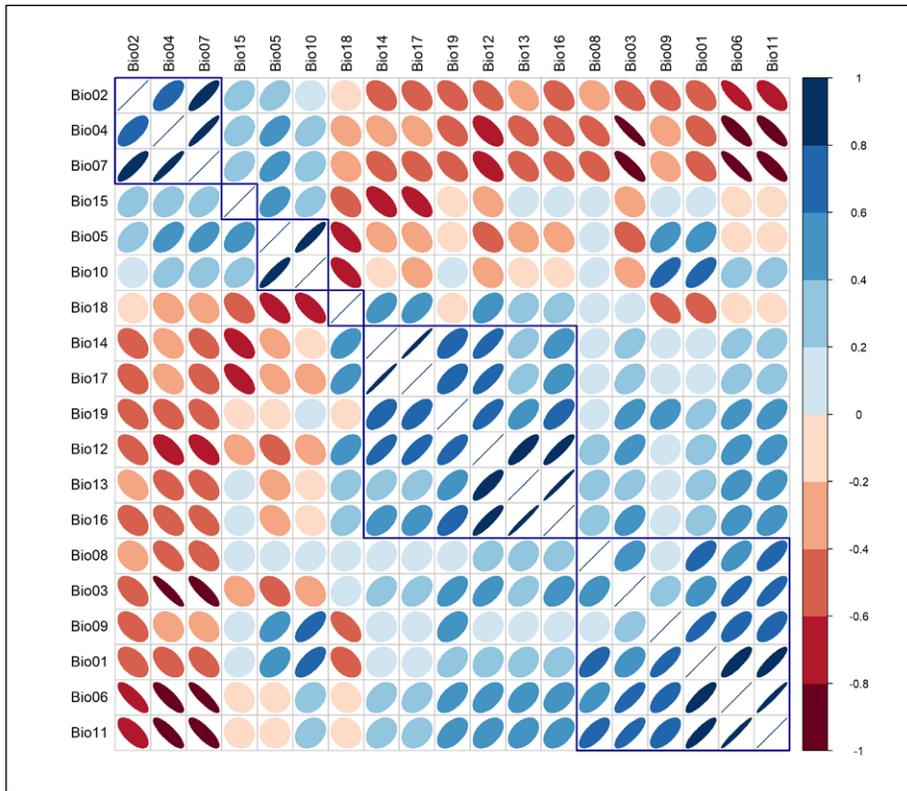


Figura 2. Correlação entre as variáveis bioclimáticas. Cor azul com inclinação para a direita indica correlação positiva, enquanto a cor vermelha com inclinação para a esquerda indica correlação negativa. A intensidade do coeficiente de correlação de Pearson (r) aumenta do círculo ($r = 0$) para a elipse ($r =$ intermediário) para linha ($r = 1$). Variáveis com correlação, $r > 0.80$ foram agrupadas de com a análise hierárquica de clusters.

Procedimento de Modelagem

Foi utilizado o Maxent (Máxima Entropia, versão 3.4.1, Philips et al., 2004, 2006, 2017, 2019), executado a partir do pacote *sdm* (Naimi; Araújo, 2016). O Maxent foi escolhido pela natureza dos dados (pontos apenas de presença) e pelo seu desempenho quando comparado a outros modelos. O princípio da entropia máxima proposto por Jaynes (1957) é a ideia fundamental por trás do algoritmo Maxent.

O modelo utiliza o princípio da máxima entropia em dados de presença para estimar um conjunto de funções que se relacionam com as variáveis ambientais (covariáveis ou preditores) do habitat a fim de se aproximar da distribuição geográfica potencial das espécies (Phillips et al., 2004; 2019).

O software Maxent implementa funcionalidades (*features*), que são um conjunto expandido de transformações das covariáveis preditoras originais, de cinco classes: linear (L), quadrática (Q), produto (P), limiar (T) e *hinge* (H) – semelhante ao limiar, mas com a inclusão de uma função linear. Essas funcionalidades restringem médias, variâncias e covariâncias das variáveis para corresponder aos seus valores empíricos (Phillips et al. 2006).

Para obter uma solução, o Maxent maximiza a função de ganho, uma função de máxima verossimilhança que possui um termo de penalização para reduzir a super parametrização do modelo (Phillips et al. 2006; 2017; Merow et al. 2013, 2019). O peso da penalidade (para evitar a super parametrização) é determinado pelo coeficiente de regularização, definido por *default* para cada tipo de *feature*. Os coeficientes de regularização podem ser ajustados sendo multiplicados por uma constante definida pelo usuário, o multiplicador de regularização (RM), para produzir modelos mais ou menos complexos (Elith et al. 2011).

Como os modelos baseados apenas em pontos de ocorrência podem ser altamente susceptíveis a um viés amostral (Pearce; Boyce, 2006), recorre-se à utilização de pontos de *background* (ou pseudo-ausências, *proxy* para a ausência da espécie). Foram gerados 10.000 (padrão do Maxent) pontos aleatórios dentro da área de ocorrência da espécie (retângulo vermelho na Figura 1), conforme Phillips (2008), utilizando-se a função *randomPoints* do pacote *dismo* (Hijmans, 2015) do R.

Embora as configurações padrão atuais do Maxent tenham sido baseadas em um extenso estudo de sintonia empírica (Phillips; Dudík, 2008), trabalhos recentes mostraram que sua utilização pode resultar em modelos com desempenho insatisfatório (Shcheglovitova; Anderson. 2013; Radosavljevic; Anderson, 2014). Além disso, a autocorrelação espacial artificial entre as partições de dados de treinamento e teste (por exemplo, devido ao viés de amostragem) pode aumentar as métricas usadas para avaliar o desempenho do modelo (Veloz, 2009; Wenger; Olden, 2012; Radosavljevic; Anderson, 2014).

A seleção das melhores configurações para o multiplicador de regularização e quais *features* utilizar, o que determina a complexidade do modelo, requer avaliação quantitativa (Phillips, 2008). Uma vez que é de extrema importância analisar a combinação de parâmetros para seleção do melhor modelo (Morales et al., 2017), os parâmetros ideais do modelo utilizado foram ajustados utilizando-se a função ENMevaluate do pacote ENMeval (Muscarella et al., 2014) para R, foram avaliadas as combinações de *features*: L, Q, H, LQ, LQH, LQHP, LQHPT, com multiplicadores de regularização nos valores de 0,50 até 2,00 em incrementos de 0,25 (metade e o dobro do padrão do Maxent = 1,00).

Para particionamento do conjunto de dados em 10 grupos para treinamento e teste do modelo, foi utilizado o método *K-fold* (Burman, 1989) de validação cruzada (*cross-validation*), conforme Fielding e Bell (1997) e Peterson et al. (2011), que é adequado para estudos que envolvam transferência de modelos no espaço ou no tempo, incluindo a possibilidade de encontrar condições não análogas (por exemplo, regiões nativas versus regiões invadidas, efeitos das mudanças climáticas; Wenger; Olden, 2012). Grupos de 5, 10 ou 20 são recomendados como sendo estatisticamente estáveis, sendo a escolha do tamanho do grupo determinada pelo tamanho da população do estudo (Kohavi, 1995; Salzberg, 1997).

Assim, considerando o conjunto total de *features* ($s = 7 + 7 = 14$ parâmetros) – incluindo os multiplicadores de regularização – e o particionamento dos dados ($k = 10$), foram executados $s(k + 1)$ (Muscarella et al., 2014), ou seja, 154 modelos, para que fosse determinado o melhor modelo a ser calibrado. Os diversos modelos gerados foram classificados através do *Akaike Information Criterion* corrigido – AICc, (Hurvich; Tsai, 2008), sendo o melhor correspondente àquele com o menor valor AICc, conforme sugerido por Morales et al. (2017).

Embora a seleção do modelo tenha sido feita com base no AICc, como atualmente não existe consenso sobre a métrica ou abordagem mais apropriada para avaliar o desempenho dos SDMs (Fielding; Bell 1997; Lobo; Jiménez-Valverde; Real, 2008; Peterson et al. 2011; Warren; Seifert, 2011; Pascoe et al. 2019), também são apresentados outros indicadores de avaliação. Cada uma das métricas deve ser utilizada dentro do contexto do modelo, considerando seus méritos e limitações. Ao avaliar SDMs, a adequação do modelo é melhor determinada por uma mistura de métricas de avaliação, conforme Muscarella et al. (2014) e Radosavljevic; Anderson (2014).

A curva de característica de operação (ROC), embora bastante criticada (Lobo et al., 2008), ainda é, a partir do cálculo da área sob a curva (AUC), uma medida única de desempenho do modelo e é o indicador mais utilizado para avaliar modelos SDM. Este valor (AUC) mede a capacidade discriminatória do modelo, permitindo interpretar seu resultado como a probabilidade de que, ao se sortear dois pontos – um do conjunto de presença e outro do conjunto de ausência – o modelo consiga prever os dois corretamente.

A curva ROC é obtida plotando-se a sensibilidade (taxa de verdadeiros positivos: ausência de erro de omissão) no eixo y e o valor 1-especificidade (taxa de falsos positivos: erro de super ajustamento – *over fitting*), sendo que a área abaixo dessa curva (AUC) tem a seguinte interpretação: quanto mais próximo do valor unitário, ou seja, quanto mais distante o resultado do modelo for da previsão aleatória, melhor o desempenho do modelo (Phillips *et al.* 2006).

O TSS (*True Skill Statistic*) foi introduzido por Allouche et al. (2006) como uma alternativa ao Kappa (Cohen, 1960; Shao; Halpin, 1995), buscando corrigir os problemas de prevalência deste último. Nas próprias palavras dos autores, “TSS é um caso especial de Kappa”, mantendo todos os benefícios dessa métrica e mitigando o problema de prevalência”. Existem algumas críticas menores ao TSS, mas os problemas parecem ser casos extremos, e não sistemáticos (Leroy et al. 2018).

Já o AICc (*Akaike Information Criterion*, com correção) é uma comparação da complexidade e do ajuste do modelo. É uma variação da métrica completa da AIC, com ajustes na fórmula para levar em consideração pequenos tamanhos de amostra (Burnham; Andersos, 1998; 2002). Sob o princípio estatístico da parcimônia, o AICc procura encontrar um equilíbrio entre pouca e muita complexidade do modelo, considerando ao mesmo tempo o ajuste geral do modelo. Modelos com escores mais baixos de AICc são desejáveis pois indicam menor complexidade e melhor ajuste.

Além dessas métricas mais tradicionais, os resultados apresentados pelo pacote ENMeval incluem métricas adicionais usadas para avaliar os SDMs: a *avg.test.orMTP* (Minimum Training Presence Omission Rate) , a *avg.test.or10pct* (10% Training Omission Rate) e a *var.diff.AUC*, que é a diferença da AUC entre os dados de treinamento e teste, são fornecidas como indicadores de potencial super ajustamento. As métricas *avg.test.orMTP* e *avg.test.or10pct* são medidas baseadas em limiares (*thresholds*), sugeridas por

Radosavljevic e Anderson (2014), com a *avg.test.orMTP* indicando a proporção de locais de presença de espécies nos dados de teste que ficam abaixo dos locais de treinamento mais baixos. Da mesma forma, o *avg.test.or10pct* define o limite de teste no nível de 10% dos dados de treinamento. A medida *var.diff.AUC* é simplesmente a diferença entre a AUC dos dados de treinamento menos a AUC dos dados de teste (Warren; Seifert 2011). Valores altos de indicam que o modelo está super ajustado.

Resultados e Discussão

A Figura 3 apresenta gráficos de comparações entre as combinações de classes de *features* (FC) com os valores do multiplicador de regularização (RM), permitindo identificar qual a melhor combinação. Com base no AICc, a melhor combinação é obtida pela utilização de *features* lineares e quadráticas (LQ), com um multiplicador de regularização de 0,5, cujos valores médios, para o conjunto de dados de teste do modelo, obtidos para as métricas de avaliação foram: $\text{delta.AICc} = 0$, $\text{AICc} = 5490$, $\text{train.AUC} = 0.8722$, $\text{avg.test.AUC} = 0.8648$, $\text{avg.diff.AUC} = 0.02163$, $\text{avg.test.orMTP} = 0.009091$, $\text{avg.test.or10pct} = 0.1019$, and $\text{TSS} = 0.3077$.

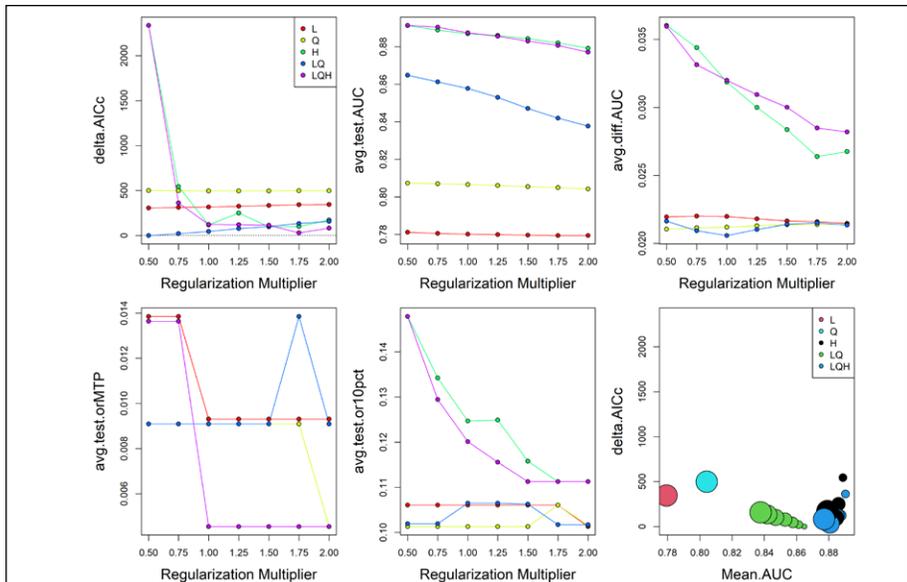


Figura 3. Métricas para seleção do conjunto de features e do valor do multiplicador de regularização para o modelo final

A curva ROC do modelo final (Figura 4), resultado da avaliação das previsões positivas verdadeiras (sensibilidade) com relação às previsões positivas falsas (1 - especificidade), demonstra sua alta capacidade preditiva. Os valores de AUC obtidos indicam a capacidade do modelo discriminar entre as condições nos locais de ocorrência retidos (para teste) e as das localidades de *background* (classificando a primeira mais alta que a segunda, com base em seus valores de adequação previstos). O valor baixo de AUC_{DIFF} indica que o modelo definido não sofre de problemas de sobreajuste (Warren; Seifert 2011), o que pode ainda ser confirmado pelos valores de OR_{MTP} e OR_{10} (Pearson et al., 2007).

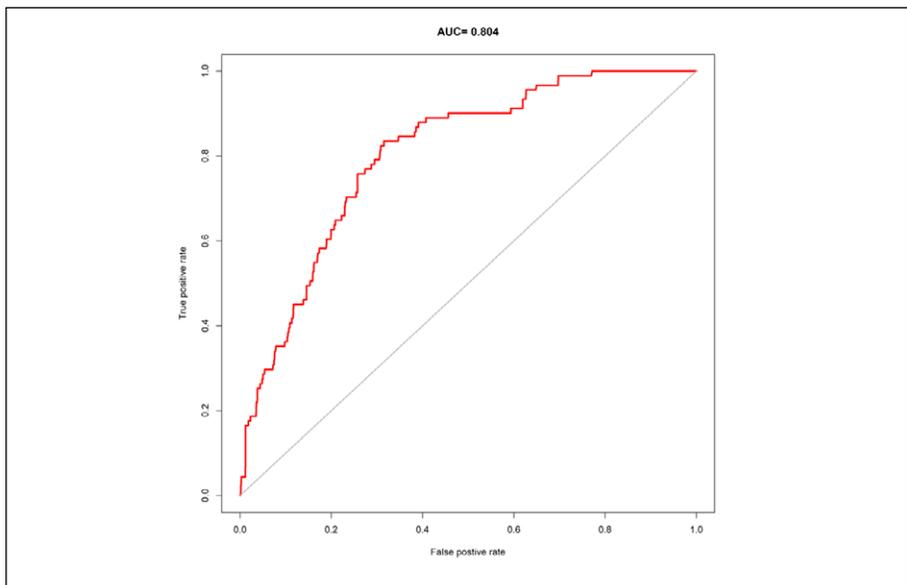


Ilustração: George Correa Amaro

Figura 4. Curva de característica de operação (ROC) do modelo utilizado para projetar a distribuição geográfica potencial de *R. indica* no Brasil.

As variáveis bioclimáticas que mais influenciam a distribuição geográfica potencial de *R. indica*, de acordo com o modelo, considerando a importância de permutação, foram: variação média da temperatura diurna (Bio2), precipitação do mês mais seco (Bio14), Isotermalidade (Bio3), precipitação do mês mais seco (Bio14) e sazonalidade da precipitação (Bio15), cujas contribuições podem ser observadas na Tabela 1.

As curvas de resposta (efeito marginal da alteração dos valores) para todas as variáveis bioclimáticas utilizadas são apresentadas na Figura 5, onde se pode observar a probabilidade prevista de condições adequadas, com to-

das as outras variáveis definidas para seu valor médio sobre o conjunto de localidades de presença. Essas curvas apresentam uma relação quantitativa entre a probabilidade de distribuição (de acordo com o resultado no formato logístico do modelo) e as variáveis ambientais.

De acordo com as curvas de resposta, foram observadas as seguintes tendências da aptidão ambiental para a distribuição geográfica potencial de *R. indica*: De acordo com as curvas de resposta, foram observadas as seguintes tendências na adequação prevista: se mantém estável em 0,8 com variação média da temperatura diurna (Bio2) de -5 a 5 °C, depois diminui; atinge o pico quando a isothermalidade (Bio3) está em torno de 70; aumenta, com a temperatura média do trimestre mais úmido (Bio08) em torno de 15 °C a 40 °C e então se mantém estável; aumenta até que a temperatura média do trimestre mais seco (Bio09) esteja em torno de 40 °C; diminui rapidamente a partir de pequenos aumentos na precipitação do mês mais chuvoso (Bio13); apresenta pico com precipitação do mês mais seco (Bio14) próxima a 80 mm; atinge o pico quando a sazonalidade da precipitação (Bio15) é de cerca de 80 mm e a precipitação do trimestre mais frio (Bio18) é de cerca de 1.200 mm; e aumenta linearmente com a precipitação do trimestre mais quente (Bio19).

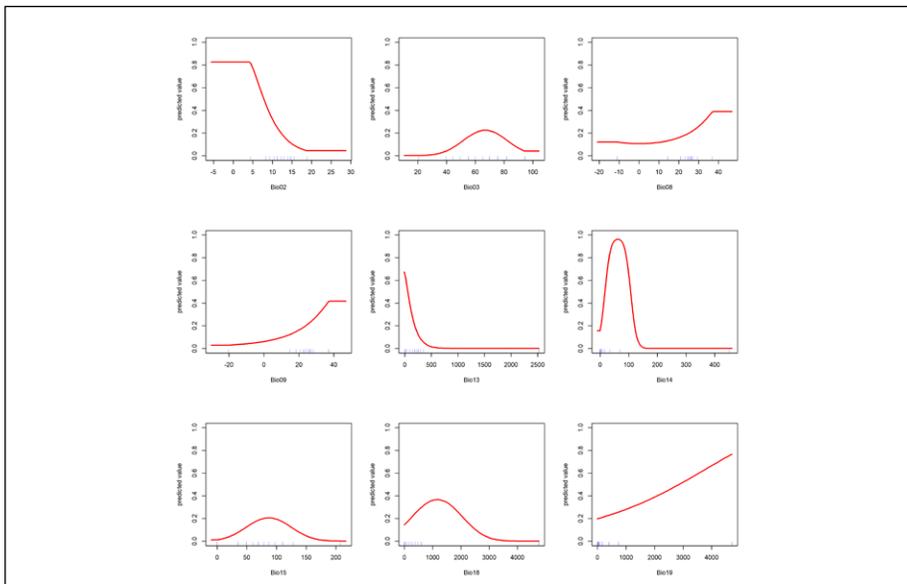


Ilustração: George Correa Amaro

Figura 5. Curvas de respostas das nove variáveis bioclimáticas que foram utilizadas como preditoras para a modelagem da distribuição potencial de *R. indica* para o Brasil.

A distribuição geográfica potencial de *R. Indica* para o Brasil, resultante do ajuste dos pontos de ocorrência às variáveis ambientais com o uso do Maxent parametrizado conforme já descrito é apresentada na Figura 6, onde pode-se perceber que as áreas com habitat apropriado ainda superam às áreas de ocorrência relatada. Resultados semelhantes foram obtidos por Amaro e Moraes (2013), com menos pontos de presença e uma parametrização distinta para o modelo Maxent.

Uma vez que o ciclo de vida completo de *R. indica* depende de temperaturas entre 20 e 30 °C (Fidelis et al. 2019), o que também já foi comprovado a partir de estudos de dinâmica populacional (como Taylor et al., 2012). Assim, corroborando com evidências empíricas, o modelo apresentou como regiões mais adequadas ao estabelecimento desse ácaro, aquelas de temperatura mais elevada e com baixa variação.

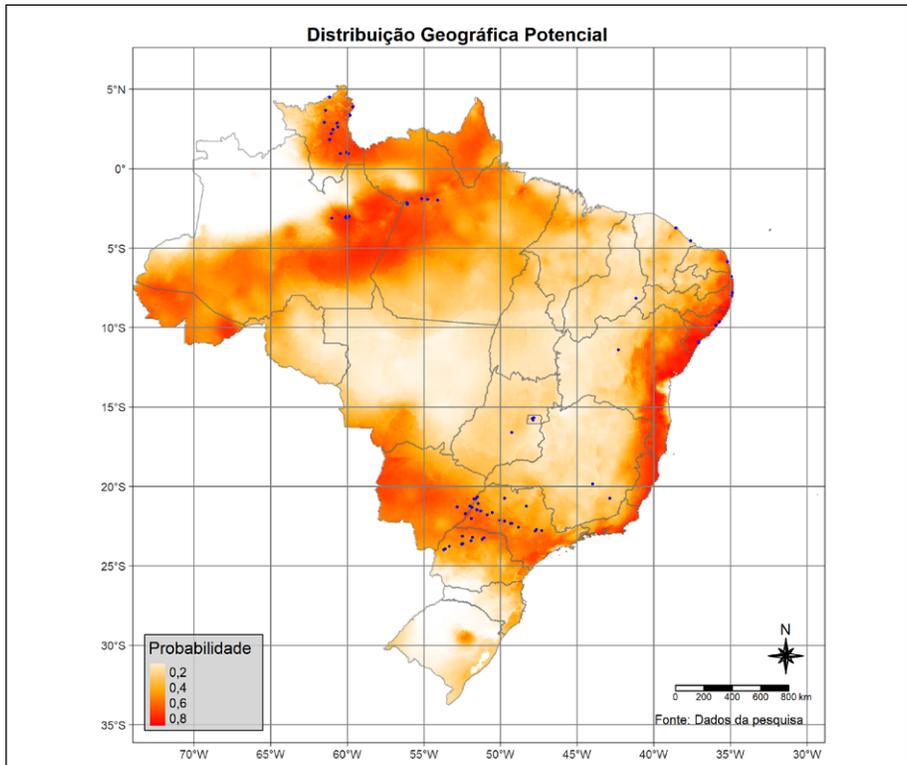


Ilustração: George Correa Amaro

Figura 6. Distribuição geográfica potencial de *Raoiella indica* no Brasil, conforme modelo Maxent ajustado (probabilidade de ocorrência de 0 a 1: cores mais quentes representam áreas com melhores condições ambientais, com base nos registros de ocorrência (pontos em azul).

A projeção do modelo para o Brasil apresentou alta probabilidade de estabelecimento de *R. indica* nas seguintes localidades: grande parte do Estado de Roraima, parte leste do Estado do Amazonas, norte e centro-oeste do Estado do Pará e partes dos estados do Acre e Amapá (Região Norte); o litoral do Brasil, do Rio Grande do Norte aos estados da Paraíba, Pernambuco, Alagoas, Sergipe e Bahia (Região Nordeste); os estados do Rio de Janeiro e Espírito Santo, extremo leste de Minas Gerais e quase todo o estado de São Paulo, exceto a parte norte (Região Sudeste); grande parte do Estado de Mato Grosso do Sul e a porção mais meridional do Estado de Mato Grosso (Região Centro-Oeste); e norte do Estado do Paraná e pequenas partes dos estados de Santa Catarina e Rio Grande do Sul (Região Sul)

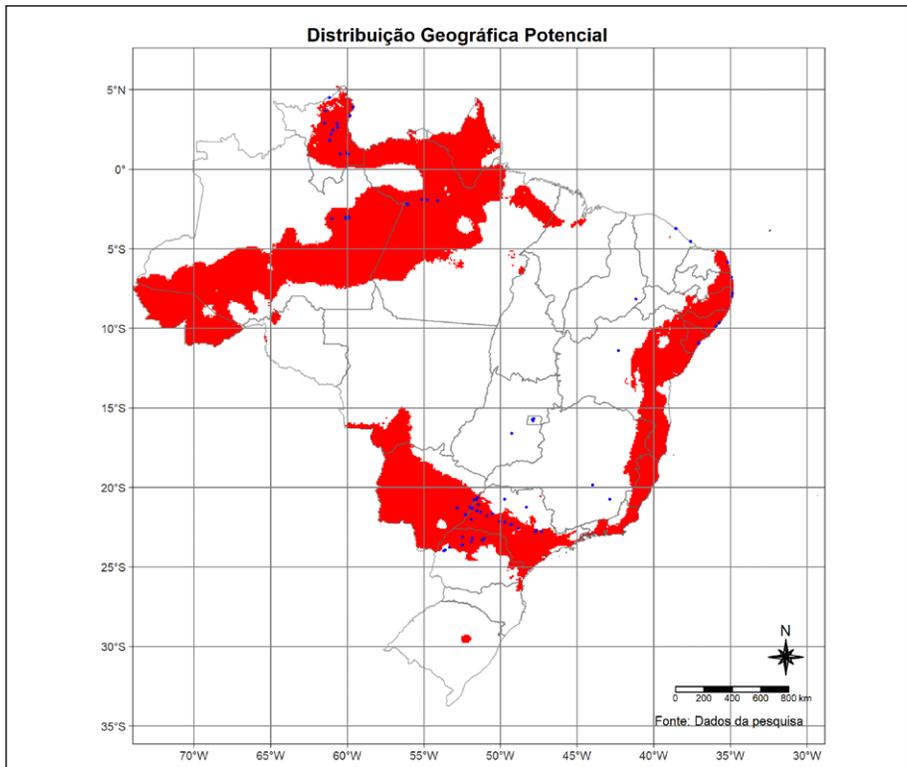


Ilustração: George Correa Amaro

Figura 7. Distribuição potencial de *R. indica* no Brasil, considerando um threshold que maximize a soma da sensibilidade e da especificidade (0,444), em vermelho, juntamente com os registros de ocorrência.

A figura 7 apresenta uma projeção do modelo considerando um limiar (*threshold*) que maximize a soma da sensibilidade e da especificidade (Liu et al. 2005; 2015), o que permite identificar melhor as áreas com maior potencial de estabelecimento (ou invasão), considerando a utilização de um modelo apenas com dados de presença, uma vez que são locais relevantes para a produção de bananas, cocos e outras espécies de palmeiras economicamente importantes, como açaí, buriti e pupunha, que podem sofrer um grande impacto econômico em áreas de produção.

Conclusões

Este trabalho apresentou um modelo da distribuição de *R. indica* para o Brasil, a partir da utilização do algoritmo de máxima entropia, no ambiente R, a partir de rotinas próprias desenvolvidas, representando uma aproximação de sua distribuição ecológica potencial, com base em seu nicho ecológico fundamental.

As variáveis bioclimáticas que mais influenciam a distribuição geográfica potencial de *R. indica*, de acordo com o modelo, considerando a importância de permutação, foram: precipitação do mês mais seco (Bio14), precipitação do mês mais chuvoso (Bio13), amplitude diurna média (Bio2) e isothermalidade (Bio3).

Grande parte do Estado de Roraima, parte leste do Estado do Amazonas, norte e centro-oeste do Estado do Pará e partes dos estados do Acre e Amapá (Região Norte); o litoral do Brasil, do Rio Grande do Norte aos estados da Paraíba, Pernambuco, Alagoas, Sergipe e Bahia (Região Nordeste); os estados do Rio de Janeiro e Espírito Santo, extremo leste de Minas Gerais e quase todo o estado de São Paulo, exceto a parte norte (Região Sudeste); grande parte do Estado de Mato Grosso do Sul e a porção mais meridional do Estado de Mato Grosso (Região Centro-Oeste); e norte do Estado do Paraná e pequenas partes dos estados de Santa Catarina e Rio Grande do Sul (Região Sul), são as localidades com melhores condições climáticas para o estabelecimento desse ácaro.

Agradecimentos

Este trabalho teve o suporte da Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária – Embrapa, através do projeto Avaliação de Nichos Ecológicos e Riscos Econômicos Potenciais do Ácaro-hindustânico-dos-citros (*Schizotetranychus hindustanicus*) e do Ácaro-vermelho-das-palmeiras (*Raoiella indica*, Hirst) no Brasil (13.16.04.030.00.00), desenvolvido na Embrapa Roraima. Os autores agradecem aos revisores anônimos que ofereceram valiosas contribuições para melhoria do texto e a toda equipe de suporte da Embrapa Roraima, pelo apoio oferecido durante a realização das atividades necessárias.

Desafios Futuros

A distribuição potencial de *R. indica* para o Brasil foi modelada com base em variáveis bioclimáticas, embora a inclusão de outros tipos, como cobertura e uso da terra, presença de ácaros predadores e, principalmente, cenários futuros com relação às mudanças climáticas possam vir a contribuir para melhoria do modelo. Também é de extrema importância a intersecção deste tipo de modelo com modelos de dependência econômica dos hospedeiros (atuais e potenciais), por se tratar de uma praga quarentenária, para avaliação de riscos e do impacto econômico associado à invasão.

Referências

Adepará - Agência de Defesa Agropecuária do Pará. **Confirmada presença de ácaro vermelho em Juruti**. [Belém, PA], 2016. Disponível em: <<https://www.defesaagropecuaria.net/single-post/2016/04/11/ADEPARÁ-Confirmada-a-presença-de-ácaro-vermelho-em-Juruti>>. Acesso em: 2 dez. 2019.

ALLOUCHE, O.; TSOAR, A.; KADMON, R. Assessing the accuracy of species distribution models: prevalence, kappa and the true skill statistic (TSS). **Journal of Applied Ecology**, v. 43, n. 6, p. 1223–1232, dez. 2006.

AMARO, G. C. **Modelagem e Simulação Econômica de Sistemas Florestais na Amazônia Brasileira**. 2010. 117 p. Dissertação (Mestrado em Economia) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2010.

AMARO, G. C.; MORAIS, E. G. F. de. **Distribuição geográfica potencial do Ácaro-vermelho-das-palmeiras na América do Sul**. Boa Vista, RR: Embrapa Roraima, 2014. 36 p. (Embrapa Roraima. Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento, 37).

AMARO, G. C.; MORAIS, E. G. F. de. Potential geographical distribution of the red palm mite in South America. **Experimental and Applied Acarology**, v. 60, n. 3, p. 343–355, jul. 2013.

- ANDERSON, R. P.; LEW, D.; PETERSON, A. T. Evaluating predictive models of species' distributions: criteria for selecting optimal models. **Ecological Modelling**, v. 162, p. 211–232, 2003.
- ANDERSON, R. P.; PETERSON, A. T.; GÓMEZ-LAVERDE, M. Using niche-based GIS modeling to test geographic predictions of competitive exclusion and competitive release in South American pocket mice. **Oikos**, v. 93, p. 3-16, 2002.
- ARBABI M.; GOLMOHAMMAD ZADEH KHIABAN, N.; ASKARI, M. Plant mite fauna of Sistan-Baluchestan and Hormozgan Provinces. **Journal of Entomological Society of Iran**, v. 22, n. 1, p. 87-88, 2002.
- ARCO-VERDE, M. F. **Sustentabilidade Biofísica e Socioeconômica de Sistemas Agroflorestais na Amazônia Brasileira**. 2008. 188 p. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) – Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2008.
- ASHRAF, U. PETERSON, A. T.; CHAUDRY, M. N.; ASHRAF, I.; SAQIB, Z.; AHMED, S. R.; ALI, H. Ecological niche model comparison under different climate scenarios: a case study of *Olea* spp. in Asia. **Ecosphere**, v. 8, n. 5, p. e01825, 2017.
- BARRY, S.; ELITH, J. Error and uncertainty in habitat models. **Journal of Applied Ecology**, v. 43, p. 413-423, 2006.
- BENITO, B. M.; MARTINEZ-ORTEGA, M. M.; MUNOZ, L. M.; LORITE, J.; PENAS, J. Assessing extinction-risk of endangered plants using species distribution models: a case study of habitat depletion caused by the spread of greenhouses. **Biodiversity Conservation**, 2009. <https://doi.org/10.1007/s10531-009-9604-8>.
- BERG, A.; GÄRDENFORS, U.; VON PROSCHWITZ, T. Logistic regression models for predicting occurrence of terrestrial mollusks in southern Sweden: importance of environmental data quality and model complexity. **Ecography**, v. 27, p. 83-93, 2004.
- BURMAN, P. A Comparative Study of Ordinary Cross-Validation, v-Fold Cross-Validation and the Repeated Learning-Testing Methods. **Biometrika**, v. 76, n. 3, p. 503–514, 1989.
- BURNHAM, K. P.; ANDERSON, D. R. **Model selection and inference: a practical information-theoretical approach**. New York: Springer-Verlag, 1998.
- CARROLL, R. J.; RUPPERT, D. Prediction and the Power Transformation Family, **Biometrika**, v. 68, n. 3, p. 609–615, 1981.
- BUSBY, J. R. BIOCLIM - A Bioclimatic Analysis and Prediction System. In: MARGULES, C. R.; AUSTIN, M. P. (Ed.). **Nature Conservation: Cost Effective Biological Surveys and Data Analysis**. Australia: CSIRO, 1991. p. 64-68,
- CABI. *Raoiella indica* (red palm mite). Invasive Pest Compendium. Disponível em: <<http://www.cabi.org/isc/?compid=5&dsid=46792&loadmodule=datasheet&page=481&site=144>> . Acesso em: 30 jul. 2019.
- CABI/EPPO. *Raoiella indica*. [Distribution map]. **Distribution Maps of Plant Pests**. Wallingford, UK: CABI, 2007. Disponível em: <<https://www.cabi.org/isc/abstract/20073108417>>. Acesso em: 23 ago. 2019.
- CALVI, M. F. **Fatores de Adoção de Sistemas Agroflorestais por Agricultores Familiares do Município de Medicilândia, Pará**. 2009. 122 p. Dissertação (Mestrado em Agricultras Familiares e Desenvolvimento Sustentável) – EMBRAPA/UFPA, Belém, 2009.
- CAPS/FFD. Red Palm Mite, *Raoiella indica* Hirst, Survey in Southern Florida Map, 2008. Disponível em: <<http://www.fws.gov/floridapanther/exotics/documents/2008/RPMBaseMap.pdf>>. Acesso em: 30 jul. 2012.

- CARRILLO, D.; COSS, M. E. de; HOY, M. A.; PEÑA, J. E. Variability in response of four populations of *Amblyseius largoensis* (Acari: Phytoseiidae) to *Raoiella indica* (Acari: Tenuipalpidae) and *Tetranychus gloveri* (Acari: Tetranychidae) eggs and larvae. **Biological Control**, v. 6, n. 1, p. 39-45, 2011a.
- CARRILLO, D.; NAVIA, D.; FERRAGUT, F.; PEÑA, J. E. First report of *Raoiella indica* (Acari: Tenuipalpidae) in Colombia. **Florida Entomologist**, v. 94, n. 2, p. 370-371, 2011b.
- COHEN, J. A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. **Educational and Psychological Measurement**, v. 20, n. 1, p. 37-46, 1 abr. 1960.
- CORSI, F.; DUPRÉ, E.; BOITANI, L. A large-scale model of wolf distribution in Italy for conservation planning. **Conservation Biology**, v. 13, p. 50-159, 1999.
- DE MARCO, P.; NÓBREGA C.C. Evaluating collinearity effects on species distribution models: An approach based on virtual species simulation. **PLoS ONE**, v. 13, n. 9. e0202403, 2018. DOI: [10.1371/journal.pone.0202403](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0202403)
- DOWLING, A. P. G.; OCHOA, R.; BEARD, J. J.; WELBOURN, W. C.; UECKERMANN, E. A. Phylogenetic investigation of the genus *Raoiella* (Prostigmata: Tenuipalpidae): diversity, distribution, and world invasions. **Experimental and Applied Acarology**, v. 57, n. 3-4, p. 257-269, 2012.
- ELITH J.; GRAHAM, C. H.; ANDERSON, R. P.; DUDIK, M.; FERRIER, S.; GUISAN, A.; HIJMANS, R. J.; HUETTSMANN, F.; LEATHWICK, J. R.; LEHMANN, A.; LI, J.; LOHMANN, L. G.; LOISELLE, B. A.; MANION, G.; MORITZ, C.; NAKAMURA, M.; NAKAZAWA, Y.; OVERTON, J. M.; PETERSON, A. T.; PHILLIPS, S. J.; RICHARDSON, K.; SCACHETTI-PEREIRA, R.; SCHAPIRE, R. E.; SOBERON, J.; WILLIAMS, S.; WISZ, M. S.; ZIMMERMANN, N. E. Novel methods improve prediction of species' distributions from occurrence data. **Ecography**, v. 29, p. 129-151, 2006.
- ELITH, J.; PHILLIPS, S. J.; HASTIE, T.; DUDIK, M.; CHEE, Y.E.; YATES, C. J. A statistical explanation of Maxent for Ecologists. **Diversity and Distributions**, v. 17, p. 43-57, 2011.
- EPPO. PQR-EPPO Database on Quarantine Pests. Disponível em: <<http://www.eppo.int>>. Acesso em: 30 abr. 2019.
- ESTRADA-VENEGAS, E. MARTINEZ-MORALES, H.; VILLA-CASTILLO, J. *Raoiella indica* Hirst (Acari:Tenuipalpidae): First record and threat in Mexico. In: de Moraes, G. J.; Castilho, R. C.; Flechtmann, C. H. W. (Ed.). INTERNATIONAL CONGRESS OF ACAROLGY, 13., 2010, Recife. **Abstract Book**. Oakland, CA: Magnolia Pres, 2010.
- ETIENNE J., FLETCHMANN, C. H. W. First record of *Raoiella indica* (Hirst, 1924) (Acari:Tenuipalpidae) in Guadeloupe and Saint Martin, West Indies. **International Journal of Acarology**, v. 32, p. 331-332, 2006.
- FICK, S. E.; HIJMANS, R. J. Worldclim 2: New 1-km spatial resolution climate surfaces for global land areas. **International Journal of Climatology**, 2017.
- FIDELIS, E. G.; REIS, M. A. S; NEGRINI, M.; FERREIRA, D. N. M. Life table parameters of the red palm mite *Raoiella indica* (Acari: Tenuipalpidae) at various temperatures and for sexual and asexual reproduction. **Experimental and Applied Acarology**, v. 78, n. 4, p. 535-546, 1 ago. 2019.
- FIELDING, A. H.; BELL, J. F. A review of methods for the assessment of prediction errors in conservation presence/absence models. **Environmental Conservation**, v. 24, n. 1, p. 38-49, 1997.
- FLECHTMANN, C. H. W.; ETIENNE, J. The red palm mite, *Raoiella indica* Hirst, a threat to palms in the Americas (Acari: Prostigmata: Tenuipalpidae). **Syst Appl Acarol**, v. 9, p. 109-1104, 2004.

- FREITAS, J. da L. **Sistemas Agroflorestais e sua Utilização como Instrumento de Uso da Terra: o caso dos pequenos agricultores da Ilha de Santana, Amapá, Brasil.** 2008. 247 p. Tese (Doutorado em Ciências Agrárias) – UFRA/EMBRAPA, Belém, 2008.
- GAMA, M. M. B. **Análise Técnica e Econômica de Sistemas Agroflorestais em Machado D’Oeste, Rondônia.** 2003. 112 p. Tese (Doctor Scientiae) – Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 2003.
- GILIOMEE, J. H.; UECKERMANN, E. A. First record of the invasive red palm mite *Raoiella indica* Hirst (Acari: Tenuipalpidae) in Namibia. **African Entomology**, v. 24, n. 2, p. 530-532, 2016.
- GÓMEZ-MOYA, C. A.; GONDIM JÚNIOR, M. G. C.; MORAES, G. J.; MORAIS, E. G. F. Effect of relative humidity on the biology of the predatory mite *Amblyseius largoensis* (Acari: Phytoseiidae). **International Journal of Acarology**, v. 44, n. 8, p. 400-411, 2018. <https://doi.org/10.1080/01647954.2018.1530300>.
- GONDIM JÚNIOR, M. G. C.; CASTRO, T. M. M. G.; MARSARO, A. L.; NAVIA, D.; MELO, J. W. S.; DEMITE, P. R.; MORAES, G. J. Can the red palm mite threaten the Amazon vegetation? **Syst Biodivers**, v. 10, p. 527–535, 2012.
- GRAHAM, C. H.; FERRIER, S.; HUETTMAN, F.; MORITZ, C.; PETERSON, A. T. New developments in museum-based informatics and applications in biodiversity analysis. **Trends in Ecology & Evolution**, v. 19, n. 9, p. 497–503, 2004.
- GUISAN A.; ZIMMERMANN, N. E. Predictive habitat distribution models in ecology. **Ecological Modelling**, v. 135, p. 147–86, 2000.
- GUISAN, A.; EDWARDS JÚNIOR, T. C.; HASTIE, T. Generalized linear and generalized additive models in studies of species distributions: setting the scene. **Ecological Modelling**, v. 157, p. 89–100, 2002.
- HERNANDEZ, P. A.; GRAHAM, C. H.; MASTER, L. L.; ALBERT, D. L. The effect of sample size and species characteristics on performance of different species distribution modeling methods. **Ecography**, v. 29, p. 773–785, 2006.
- HIJMANS, R. J.; CAMERON, S. E.; PARRA, J. L.; JONES, P. G.; JARVIS, A. Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas. **International Journal of Climatology**, v. 25, n. 15, p. 1965–1978, 2005.
- HIJMANS, R. J.; PHILLIPS, J. L.; ELITH, J. Package “dismo”. **Circles**, v. 9, jan. 2015.
- HIRST, S. On some new species of red spider. **The Annals and magazine of natural history**, v. 14, p. 522-527, 1924.
- HOUNTONDJI, F. C. C.; MORAES, G. J.; AL-ZAWAMRI, H. Mites (Acari) on coconut, date palm and associated plants in Oman. **Systematic and Applied Acarology**, v. 15, p. 228-234, 2010.
- HURVICH, C.; TSAI, C.-L. A corrected Akaike Information Criterion for vector autoregressive model selection. **Journal of Time Series Analysis**, v. 14, p. 271–279, jun. 2008.
- HUTCHINSON, G. E. Concluding remarks. **Cold Spring Harbor Symposia on Quantitative Biology**, v. 22, p. 415–427, 1957. <https://doi.org/10.1101/SQB.1957.022.01.039>.
- IPPC. **First report of the presence of red palm mite. IPPC Official Pest Report, No. BRB-02/2.** Rome, Italy: FAO, 2010. Disponível em: <<https://www.ippc.int/>>. Acesso em: 12 jul. 2019.
- JAYNES, E. T. Information Theory and Statistical Mechanics. **The Physical Review**, v. 106, n. 4, p. 620–630, mai. 1957.

- KAMALI, K.; OSTOVAN, H.; ATAMEHR, A. **A catalogue of mites and Tick (Acari) of Iran**. Tehran: Islamic Azad University Scientific Publication Center, 2001. 192p. <https://doi.org/10.13140/2.1.4825.8244>.
- KANE, E. C.; OCHOA, R.; ERBE, E. F. *Raoiella indica* Hirst (Acari: tenuipalpidae): An island-hopping mite pest in the Caribbean. Abstract. Fort Lauderdale: **ESA Meeting**, 2005a.
- KANE, E. C.; OCHOA, R.; MATHURIN, G.; ERBE, E. F. *Raoiella indica* (Hirst) (Acari: Tenuipalpidae): an island hopping mite pest in the Caribbean. *Raoiella indica* (Hirst) (Acari: Tenuipalpidae): an island hopping mite pest in the Caribbean. [USDA poster.], 2005b. Disponível em: <<http://www.sel.barc.usda.gov/acari/PDF/Raoiella%20indica-Kane%20et%20al.pdf>>. Acesso em: 24 out. 2019.
- KOHAVI, R. A Study of Cross-validation and Bootstrap for Accuracy Estimation and Model Selection. In: INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE, 14., 1995. **Anais... IJCAI'95**. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1995. v. 2. Disponível em: <<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1643031.1643047>>. Acesso em: 16 dez. 2019.
- LEROY, B.; DELSOL, R.; HUGUENY, B.; MEYNARD, C.; BARHOUMI, C.; BARBET-MASSIN, M.; BELLARD, C. Without quality presence-absence data, discrimination metrics such as TSS can be misleading measures of model performance. **Journal of Biogeography**, v. 45, n. 9, p. 1994–2002, set. 2018.
- LIU, C.; BERRY, P. M.; DAWSON, T. P.; PEARSON, R. G. Selecting thresholds of occurrence in the prediction of species distributions. **Ecography**, v. 28, n. 3, p. 385–393, 2005.
- LIU, C.; NEWELL, G.; WHITE, M. On the selection of thresholds for predicting species occurrence with presence-only data. **Ecology and Evolution**, v. 6, n. 1, p. 337–348, dez. 2015.
- LOBO, J. M.; JIMÉNEZ-VALVERDE, A.; REAL, R. AUC: a misleading measure of the performance of predictive distribution models. **Global Ecology and Biogeography**, v. 17, n. 2, p. 145–151, mar. 2008.
- MELO, J. W. S.; FERREIRA, D. N. M.; MENDES, J. A.; FILGUEIRAS, R. M. C.; TEODORO, A. V.; FERREIRA, J. M. S.; GUZZO, E. C.; SOUZA, I. V. de; MENDONÇA, R. S. de; CALVET, E. C.; PAZ NETO, A. A.; GONDIM JÚNIOR, M. G. C.; MORAIS, E. G. F. de; GODOY, M. S.; SANTOS, J. R. dos; SILVA, R. I. R.; SILVA, V. B. da; NORTE, R. F.; OLIVA, A. B.; SANTOS, R. D. P. dos; DOMINGOS, C. A. The invasive red palm mite, *Raoiella indica* Hirst (Acari: Tenuipalpidae), in Brazil: range extension and arrival into the most threatened area, the Northeast Region. **International Journal of Acarology**, v. 44, n. 4–5, p. 146–149, 2018.
- MENDES, J. A.; SILVA, V. C.; GONDIM JR., M. G. C.; MELO, J. W. S. Primeiro registro da ocorrência do ácaro-vermelho-das-palmeiras, *Raoiella indica* Hirst (Acari: Tenuipalpidae), na região nordeste do Brasil. **Encontros Universitários**, UFC, 2015.
- MEROW, C.; SMITH, M. J.; SILANDER JÚNIOR, J. A. A practical guide to Maxent for modeling species' distributions: what it does, and why inputs and settings matter. **Ecography**, v. 36, p. 1058–1069, 2013.
- MEROW, C.; MAITNER, B. S.; OWENS, H. L.; KASS, J. M.; ENQUIST, B. J.; JETZ, W.; GURALNICK, R. Species' range model metadata standards: RMMS. **Global Ecology and Biogeography**, v. 28, n. 12, p. 1912–1924, dez. 2019.
- MOISEN, G. G.; FRESCINO, T. S. Comparing five modeling techniques for predicting forest characteristics. **Ecological Modelling**, v. 157, p. 209–225, 2002.
- MORAES, R. F.; PEREIRA, C. A. B.; CORRÊA, C. L. P. S.; NORONHA, A. C. S. Ácaro-vermelho-das-palmeiras no Estado do Pará. In: SEMINÁRIO DE INICIAÇÃO CIENTÍFICA DA EMBRAPA

AMAZÔNIA ORIENTAL. 21., 2017. Belém. Anais... Belém, PA: Embrapa Amazônia Oriental, 2017. Disponível em: <<https://www.embrapa.br/busca-de-publicacoes/-/publicacao/1076233/acaro-vermelho-das-palmeiras-no-estado-do-para>>. Acesso em: 1 dez. 2019.

MORALES, N. S.; FERNÁNDEZ, I. C.; BACA-GONZÁLEZ, V. Maxent's parameter configuration and small samples: are we paying attention to recommendations? A systematic review. **PeerJ** **5:e3093**, 2017. <https://doi.org/10.7717/peerj.3093>

MOUTIA, L. A. Contribution to the study of some phytophagous acarina and their predators in Mauritius. **Bulletin of Entomological Research**, v. 49, p. 59-75, 1958.

MUSCARELLA, R.; GALANTE, P. J.; SOLEY-GUARDIA, M.; BORJA, R. A.; KASS, J. M.; URIARTE, M.; ANDERSON, R. P. ENMeval: An R package for conducting spatially independent evaluations and estimating optimal model complexity for Maxent ecological niche models. **Methods in Ecology and Evolution**, v. 5, n. 11, p. 1198–1205, nov. 2014.

NAIMI, B.; ARAÚJO, M. B. Sdm: a reproducible and extensible R platform for species distribution modelling. **Ecography**, v. 39, n. 4, p. 368–375, 1 abr. 2016.

NAIMI, B.; HAMM, N. A. S.; GROEN, T. A.; SKIDMORE, A. K.; TOXOPEUS, A. G. Where is positional uncertainty a problem for species distribution modelling? **Ecography**, v. 37, n. 2, p. 191–203, 2014.

NAPPO. Phytosanitary Alert System: Detection of the red palm mite (*Raoiella indica*) in Cancun and Isla Mujeres, Quintana Roo, Mexico. **North American Plant Protection Organization**, 2009. Disponível em: <<http://www.pestalert.org/oprDetail.cfm?oprID=406>>. Acesso em: 22 jul. 2019.

NAVIA, D.; MARSARO JÚNIOR, A. L.; SILVA, F. R. da; GONDIM JÚNIOR, M. G. C.; MORAES, G. J. de. First report of the red palm mite, *Raoiella indica* Hirst (Acari: Tenuipalpidae), in Brasil. **Neotrop Entomol**, v. 40, p. 409-411, 2011.

NAVIA, D.; MORAIS, E. G. F.; MENDOÇA, R. S.; GONDIM JÚNIOR, M. G. C. Ácaro vermelho-das-palmeiras, *Raoiella indica* Hirst. In: VILELA, E. F.; ZUCCHI, R. A. (Ed.). **Pragas introduzidas no Brasil: Insetos e ácaros**. Piracicaba: ESALQ/USP, 2015. p 418–452.

NIX, H. A. Biogeographic analysis of Australian elapid snakes. In: LONGMORE, R. (Ed.). **Atlas of Elapid Snakes**. Canberra: Australian Government Publishing Service, 1986. p. 4–15, (Australian Flora and Fauna Series No. 7).

NUSANTARA, A.; TRISYONO, Y. A.; SUPUTA, S.; MARTONO, E. Current Status and Distribution of *Raoiella indica* Hirst (Acari:Tenuipalpidae) on Coconut Crops in Java, Indonesia. **International Journal of Acarology**, v. 43, p. 137–141, 2017.

OLIVEIRA, D. C.; PRADO, E. P.; MORAES, G. J.; MORAIS, E. G. F.; CHAGAS, E. A.; GONDIM JÚNIOR, M. G. C.; NAVIA, D. First report of *Raoiella indica* (Acari: Tenuipalpidae) in southeastern Brazil. **Florida Entomologist**, v. 99, p. 123-125, 2016.

OTERO-COLINA G.; GONZÁLEZ-GÓMEZ, R.; MARTÍNEZ-BOLAÑOS, L.; OTERO-PREVOST, L. G.; LÓPEZ-BUENFIL, J. A.; ESCOBEDO-GRACIAMEDRANO, R. M. Infestation of *Raoiella indica* Hirst (Trombidiformes: Tenuipalpidae) on host plants of high socio-economic importance for tropical America. **Neotropical Entomology**, v. 45, n. 3, p.300–309, 2016.

PAPES, M.; GAUBERT, P. Modelling ecological niches from low numbers of occurrences: assessment of the conservation status of poorly known viverrids (Mammalia, Carnivora) across two continents. **Diversity and Distributions**, v. 13, p. 890-902, 2007.

PASCOE, E. L.; MARCANTONIO, M.; CAMINADE, C.; FOLEY, J. E. Modeling Potential Habitat for Amblyomma Tick Species in California. **Insects**, v.10, n. 7, p. 201, 2019.

- PEARCE, J. L.; BOYCE, M. S. Modelling distribution and abundance with presence-only data. **Journal of Applied Ecology**, v. 43, n. 3, p. 405–412, jun. 2006.
- PEARSON, R. G.; RAXWORTHY, C. J.; NAKAMURA, M.; PETERSON, A. T. Predicting species distributions from small numbers of occurrence records: a test case using cryptic geckos in Madagascar. **Journal of Biogeography**, v. 34, p. 102–117, 2007.
- PETERSON, A. T. Predicting species' geographic distributions based on ecological niche modeling. **Condor**, v. 103, p. 599–605, 2001.
- PETERSON, A. T.; SHAW, J. Lutzomyia vectors for cutaneous leishmaniasis in southern Brazil: ecological niche models, predicted geographic distribution, and climate change effects. **International Journal for Parasitology**, n. 33, p. 919–931, 2003.
- PETERSON, A. T.; SOBERON, J.; SANCHEZ-CORDERO, V. Conservatism of Ecological Niches in Evolutionary Time. **Science**, n. 285, p. 1265–1267, 1999.
- PETERSON, A. T.; SOBERON, J.; PEARSON, R. G.; ANDERSON, R. P.; MARTINEZ-MEYER, E.; NAKAMURA, M.; ARAÚJO, M. B. **Ecological Niches and Geographic Distributions**. New Jersey, USA: Princeton University Press, Princeton, 2011. (Monographs in Population Biology, 49).
- PHILLIPS, S. J. Transferability, sample selection bias and background data in presence-only modelling: A response to Peterson et al. (2007). **Ecography**, v. 31, p. 272–278, mar. 2008.
- PHILLIPS, S. J.; ANDERSON, R. P.; DUDÍK, M.; SCHAPIRE, R. E.; BLAIR, M. E. Opening the black box: an open-source release of Maxent. **Ecography**, v. 40, n. 7, p. 887–893, jul. 2017.
- PHILLIPS, S. J.; ANDERSON, R. P.; SCHAPIRE, R. E. Maximum entropy modeling of species geographic distributions. **Ecological Modelling**, v. 190, p. 231–259, 2006.
- PHILLIPS, S. J.; DUDÍK, M. Modeling of species distributions with Maxent: new extensions and a comprehensive evaluation. **Ecography**, v. 31, n. 2, p. 161–175, abr. 2008.
- PHILLIPS, S. J.; DUDÍK, M.; SCHAPIRE, R. E. A Maximum Entropy Approach to Species Distribution Modeling. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON MACHINE LEARNING. 15., 2004. **Anais... ICML '04**. New York, NY, USA: ACM, 2004. Disponível em: <<http://doi.acm.org/10.1145/1015330.1015412>>. Acesso em: 16 dez. 2019.
- PHILLIPS, S. J.; DUDÍK, M.; SCHAPIRE, R. E. **Maxent software for modeling species niches and distributions** (Version 3.4.1). Disponível em: <http://biodiversityinformatics.amnh.org/open_source/maxent/>. Acesso em: 16 dez. 2019.
- PONDER, W. F.; CARTER, G. A.; FLEMONS, P.; CHAPMAN, R. R. Evaluation of museum collection data for use in biodiversity assessment. **Conservation Biology**, v. 15, p. 648–657, 2001.
- R CORE TEAM. **R: A Language and Environment for Statistical Computing**. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing, 2019.
- RADOSAVLJEVIC, A.; ANDERSON, R. P. Making better Maxent models of species distributions: complexity, overfitting and evaluation. **Journal of Biogeography**, v. 41, n. 4, p. 629–643, abr. 2014.
- RAY, D.; BEHERA, M. D.; JACOB, J. Evaluating Ecological Niche Models: A Comparison between Maxent and GARP for Predicting Distribution of *Hevea brasiliensis* in India. **Proceedings of the National Academy of Sciences, India Section B: Biological Sciences**, v. 88, n. 4, p. 1337–1343, dez. 2018.
- RODA, A.; NACHMAN, G.; HOSEIN, F.; RODRIGUES, J. C.; PEÑA, J. E. Spatial distributions of the red palm mite, *Raoiella indica* (Acari: Tenuipalpidae) on coconut and their implications for

development of efficient sampling plans. **Experimental and Applied Acarology**, v. 57, n. 3-4, p. 291-308, 2012.

RODRIGUES, J. C. V.; ANTONY, L. M. K. First report of *Raoiella indica* (Acari: Tenuipalpidae) in Amazonas State, Brasil. **Florida Entomologist**, v. 94, p. 1073-1074, 2011.

RODRIGUES, J. C. V.; OCHOA, R.; KANE, E. C. First report of *Raoiella indica* Hirst (Acari: Tenuipalpidae) and its damage to coconut palms in Puerto Rico and Culebra Island. **International Journal of Acarology**, v. 33, n. 1, p. 3-5, 2007.

SÁ, C. P. DE; OLIVEIRA, T. K. DE; BAYMA, M. M. A.; OLIVEIRA, L. C. de. **Caracterização e Análise Financeira de um Modelo de Sistema Agroflorestal Desenvolvido em Parceria com Produtores do Reca**. Rio Branco: Embrapa Acre, 2008. (Embrapa Acre. Comunicado Técnico, 171).

SALZBERG, S. L. On comparing classifiers: Pitfalls to avoid and a recommended approach. **Data mining and knowledge discovery**, v. 1, n. 3, p. 317-328, 1997.

SANTANA, P. E. de T.; GONZALÉZ, A. S.; GONZALÉZ, A. I. Presencia del ácaro *Raoiella indica* Hirst (Acari: Tenuipalpidae) en Cuba. **Revista de Protección Vegetal**, v. 25, p.1-4, 2010.

SCOTT, J. M.; HEGLUND, P. J.; MORRISON, M. L.; HAUFLE, J. B.; RAPHAEL, M. G.; WALL, W. A.; SAMSON, F. B. (Ed.). **Predicting Species Occurrences: Issues of Accuracy and Scale**. Washington, DC: Island Press, 2002.

SHAO, G.; HALPIN, P. N. Climatic Controls of Eastern North American Coastal Tree and Shrub Distributions. **Journal of Biogeography**, v. 22, n. 6, p. 1083-1089, 1995.

SHCHEGLOVITOVA, M.; ANDERSON, R. P. Estimating optimal complexity for ecological niche models: A jackknife approach for species with small sample sizes. **Ecological Modelling**, v. 269, p. 9-17, nov. 2013.

SILVA, S. S.; SANTOS, P. M.; SANTOS, M. C.; VIEIRA, I. G.; SARAIVA, SARAIVA, V. W.; FARIAS, A. P.; SILVA, E. A.; PEDRO NETO, M.; TEODORO, A. V. Primeiro registro do ácaro-vermelho-das-palmeiras *Raoiella indica* em Sergipe e seu controle com óleos brutos vegetais. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENTOMOLOGIA, 26., 2016. **Anais...** Maceió, AL, 2016.

SIQUEIRA, L. A.; ARAGÃO, W. M.; TUPINAMBÁ, E. A. **A introdução do coqueiro no Brasil: importância histórica e agrônômica**. Aracaju: Embrapa Tabuleiros Costeiros, 2002. 24 p. (Embrapa Tabuleiros Costeiros. Documentos, 47).

SOBERÓN, J. Linking biodiversity information sources. **Trends Ecol Evol**, v. 14, n. 7, p. 291, 1999.

SOUZA, I. V.; GOMDIM JÚNIOR; M. G. C.; GUZZO, E. C. Primeiro registro do ácaro-vermelho-das-palmeiras *Raoiella indica* Hirst (Acari: Tenuipalpidae) no estado de Alagoas, Brasil. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENTOMOLOGIA, 26., 2016. **Anais...** Maceió, AL, 2016.

STOCKWELL, D.; PETERS, D. The GARP modelling system: problems and solutions to automated spatial prediction. **International Journal of Geographical Information Science**, v. 13, p. 143-158, 1999.

THOMPSON, I.; MACKAY, B.; MCNULTY, S.; MOSSELER, A. **Forest resilience, biodiversity, and climate change: A Synthesis of the Biodiversity/Resilience/Stability Relationship in Forest Ecosystems**. Montreal: Secretariat of the Convention on Biological Diversity, Montreal, 2009. v. 43, p. 1-67. (Technical Series, n. 43)

- TAYLOR, B.; RAHMAN, P. M.; MURPHY, S. T.; SUDHEENDRAKUMAR, V. V. Within-season dynamics of red palm mite (*Raoiella indica*) and phytoseiid predators on two host palm species in south-west India. **Experimental and Applied Acarology**, v. 57, n. 3, p. 331–345, ago. 2012.
- THUILLER, W.; LAVOREL, S.; ARAUJO, M. B. Niche properties and geographical extent as predictors of species sensitivity to climate change. **Global Ecology and Biogeography**, v. 14, p. 347–357, 2005.
- VÁSQUEZ, C.; MORAES, G. J. de. Geographic distribution and host plants of *Raoiella indica* and associated mite species in northern Venezuela. **Experimental and Applied Acarology**, Amsterdam, v. 60, n. 1, p. 73–82, 2013. Disponível em: <<http://link.springer.com/content/pdf/10.1007%2Fs10493-012-9623-0.pdf>>. Acesso em: 23 fev. 2019.
- VÁSQUEZ, C.; QUIRÓS, M. G.; APONTE, O.; SANDOVAL, D. M. F. First report of *Raoiella indica* Hirst (Acari: Tenuipalpidae) in South America. **Neotropical Entomology**, v. 37, p. 739–740, 2008.
- VELOZ, S. D. Spatially autocorrelated sampling falsely inflates measures of accuracy for presence-only niche models. **Journal of Biogeography**, v. 36, n. 12, p. 2290–2299, dez. 2009.
- WARREN, D. L.; SEIFERT, S. N. Ecological niche modeling in Maxent: the importance of model complexity and the performance of model selection criteria. **Ecological Applications**, v. 21, n. 2, p. 335–342, mar. 2011.
- WELBOURN, C. **Pest alert:** Red palm mite *Raoiella indica* Hirst (Acari: Tenuipalpidae). Florida: Department of Agriculture and Consumer Services, 2006. Disponível em: <<http://www.freshfromflorida.com/pi/pest-alerts/raoiella-indica.html>>. Acesso em: 22 jul. 2019.
- WELK, E.; SCHUBERT, K.; HOFFMANN, M. H. Present and potential distribution of invasive mustard (*Alliaria petiolata*) in North America. **Diversity and Distributions**, n. 8, p. 219–233, 2002.
- WENGER, S. J.; OLDEN, J. D. Assessing transferability of ecological models: an underappreciated aspect of statistical validation. **Methods in Ecology and Evolution**, v. 3, n. 2, p. 260–267, abr. 2012.
- WISZ, M. S.; HIJMANS, R. J.; LI, J.; PETERSON, A. T.; GRAHAM, C. H.; GUISAN, A. NCEAS Predicting Species Distributions Working Group. Effects of sample size on the performance of species distribution models. **Diversity and Distributions**, v. 14, p. 763–773, 2008.
- YOM-TOV, Y.; KADMON, R. Analysis of the distribution of insectivorous bats in Israel. **Diversity and Distributions**, n. 4, p. 63–70, 1998.
- ZANNOU, I.; NEGLOH, K.; HANNA, R.; HOUADAKPODE, S.; SABELIS, M. Mite diversity in coconut habitat in West and East Africa. In: MORAES, G. J. DE; CASTILHO, R. C.; FLECHTMANN, C. H. W. (Ed.). INTERNATIONAL CONGRESS OF ACAROLGY, 13., 2010, Recife. **Abstract Book**. Oakland, CA: Magnolia Pres, 2010.
- ZOUBA, A.; RAEESI, A. First report of *Raoiella indica* Hirst (Acari: Tenuipalpidae) in Tunisia. In: DAAMI-REMADI, M. (Ed.). **The African Journal of Plant Science and Biotechnology**. Ikenobe: Global Science Books, 2010. 100p. Disponível em: [www.globalsciencebooks.info/JournalsSup/images/WebJournals/AJPSB_4\(S12\)IssueInformation.pdf](http://www.globalsciencebooks.info/JournalsSup/images/WebJournals/AJPSB_4(S12)IssueInformation.pdf)>. Acesso em: 24 mar. 2012.

Embrapa

Roraima