

RESSALVA

Atendendo solicitação do(a) autor(a), o texto completo deste trabalho será disponibilizado somente a partir de 01/09/2023.

GUSTAVO REIS DE BRITO

**EFEITOS DA VARIAÇÃO DO TAMANHO AMOSTRAL E DA QUANTIDADE DE
PONTOS DE PSEUDO AUSÊNCIA E BACKGROUND EM MODELOS DE NICHOS
ECOLÓGICOS**

ASSIS

2023

GUSTAVO REIS DE BRITO

**EFEITOS DA VARIAÇÃO DO TAMANHO AMOSTRAL E DA QUANTIDADE DE
PONTOS DE PSEUDO AUSÊNCIA E BACKGROUND EM MODELOS DE NICHO
ECOLÓGICO**

Tese apresentada à Universidade Estadual Paulista (UNESP), Faculdade de Ciências e Letras, Assis, para obtenção do título de Doutor em Biociências (Área de Conhecimento: Caracterização e Aplicação da Diversidade Biológica)

Orientador(a): Dr. Fernando Frei

ASSIS

2023

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Ana Cláudia Inocente Garcia - CRB 8/6887

B862e Brito, Gustavo Reis de
Efeitos da variação do tamanho amostral e da quantidade de pontos de pseudo ausência e *Background* em modelos de nicho ecológico / Gustavo Reis de Brito. — Assis, 2023
122 p. : il.

Tese de Doutorado - Universidade Estadual Paulista (UNESP), Faculdade de Ciências e Letras, Assis
Orientador: Dr. Fernando Frei

1. Biodiversidade - Conservação. 2. Nicho ecológico - Modelagem preditiva. 3. Distribuição de Espécies (MDE) - Modelagem preditiva. 4. Biotecnologia animal - Pesquisa qualitativa. I. Título.

CDD 577



ATA DA DEFESA PÚBLICA DA TESE DE DOUTORADO DE GUSTAVO REIS DE BRITO, DISCENTE DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOCÊNCIAS, DA FACULDADE DE CIÊNCIAS E LETRAS - CÂMPUS DE ASSIS.

Aos 01 dias do mês de março do ano de 2023, às 14:00 horas, por meio de Videoconferência, realizou-se a defesa de TESE DE DOUTORADO de GUSTAVO REIS DE BRITO, intitulada **EFEITOS DA VARIAÇÃO DO TAMANHO AMOSTRAL E DA QUANTIDADE DE PONTOS DE PSEUDO AUSÊNCIA E BACKGROUND EM MODELOS DE NICHOS ECOLÓGICOS**. A Comissão Examinadora foi constituída pelos seguintes membros: Prof. Dr. FERNANDO FREI (Orientador(a) - Participação Presencial) do(a) Departamento de Ciências Biológicas / UNESP/FCL-Assis, Profa. Dra. MARIA CECILIA BARBOSA DE TOLEDO (Participação Virtual) do(a) Departamento de Biologia / UNITAU/Taubaté, Profa. Dra. LUISA MARIA DIELE-VIEGAS COSTA SILVA (Participação Virtual) do(a) UFBA/Bahia, Prof. Dr. ALEX BARBOSA DE MORAES (Participação Virtual) do(a) UFES/Vitória-ES, Prof. Dr. PITÁGORAS DA CONCEIÇÃO BISPO (Participação Presencial) do(a) Departamento de Ciências Biológicas / UNESP/FCL-Assis. Após a exposição pelo doutorando e arguição pelos membros da Comissão Examinadora que participaram do ato, de forma presencial e/ou virtual, o discente recebeu o conceito final: APROVADO. Nada mais havendo, foi lavrada a presente ata, que após lida e aprovada, foi assinada pelo(a) Presidente(a) da Comissão Examinadora.



Prof. Dr. FERNANDO FREI

Aos meus avós (in memoriam).

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador, professor Dr. Fernando Frei, pelas contribuições e pela confiança depositada durante todos os anos de mestrado e doutorado.

Aos meus pais, José Antonio e Daisa, pelo inquestionável apoio, paciência e compreensão durante toda essa jornada, especialmente durante os dias mais longos e trabalhosos. Sem vocês não haveria sonho. Sem vocês, não haveria nada.

Aos meus avós Nady, Ademar, Teresa, e Alcides, *in memoriam*, pela condução no caminho da vida, imensurável apoio e incentivo ao desenvolvimento pessoal e acadêmico. Embora não estejam aqui hoje, foi graças a tudo o que fizeram por mim que permitiram esse dia acontecer.

A Dr^a. Solange Bongiovanni, pela amizade em todos esses anos, pelo incentivo no aprimoramento da vida acadêmica e pessoal, e pela referência profissional e humana que se tornou.

A Celine Lopes e Hellen Ceriello, pelos anos de amizade, companheirismo, e por compartilharem dos diversos momentos da vida de pós-graduação, sempre com bom humor.

A Giovanna Eller, pelo apoio, paciência com minhas ausências e por me incentivar a prosseguir nos momentos cruciais desse caminho. Pode não parecer muito, mas seu apoio sempre foi fundamental.

Aos demais amigos, colegas, e mestres que a vida me apresentou e que contribuíram quer de forma acadêmica, quer de forma pessoal, para que esse momento chegasse, os meus sinceros agradecimentos.

A matemática sem história natural é estéril, mas a história natural sem matemática é confusa.

(MAYNARD SMITH, 1988, p. 13)

BRITO, G.R. **Efeitos da variação do tamanho amostral e da quantidade de pontos de pseudo ausência e background em Modelos de Nicho Ecológico**. 200 p. Tese (Doutorado Acadêmico em Biociências). - Universidade Estadual Paulista (UNESP), Faculdade de Ciências e Letras, Assis, 2023.

RESUMO

A biodiversidade se altera espaço e temporalmente através de fatores naturais. No entanto, ações antrópicas são consideradas como o principal fator influenciador de transformações na biota do planeta. Estudar e acompanhar as mudanças na biodiversidade se tornou essencial à ciência da Conservação, sendo potencializado pela integração de campos da biologia com ferramentas tecnológicas, levando a criação de grandes bancos de dados globais e o desenvolvimento de ferramentas como os Modelos de Distribuição de Espécies e os Modelos de Nicho Ecológico. No presente trabalho foi aplicado a Modelagem de Nicho Ecológico a três espécies de aves brasileiras, através dos algoritmos Bioclim, *Generalized Additive Models* (GAM, em inglês), *Generalized Linear Models* (GLM, em inglês), Maxent e Random Forests, de modo a testar a influência da variação do tamanho amostral e da quantidade de pseudo ausência e pontos de *background* na projeção e validação estatística dos modelos. Também foi avaliado como o modo de geração dos pontos de pseudo ausência e *background* influenciam a qualidade e significância biológica das projeções. Os resultados obtidos demonstram como a diminuição do tamanho amostral influencia diretamente a projeção final ao sub ou superestimar a espécie modelada, bem como torna dúbia a significância biológica dos modelos. A sub ou superestimação da adequabilidade ambiental nos modelos ocorre independente da espécie modelada, sendo o tamanho amostral, a quantidade de pontos de pseudo ausência e *background*, e o tipo de algoritmo utilizados fatores críticos à construção dos modelos de adequabilidade. Deste modo, o presente trabalho evidencia a necessidade do pesquisador em definir corretamente o objetivo da pesquisa ao fazer uso das técnicas de Modelagem de Nicho Ecológico, bem como em selecionar, adequadamente a sua realidade de estudo, o tipo de algoritmo e a quantidade de pontos de ocorrência, pseudo ausência ou, ainda, de *background* para que as projeções tenham validação estatística e biológica.

Palavras-chave: Modelagem de Distribuição de Espécies; SDM; Modelos Ecológicos; ENM; Tamanho da amostra; Adequabilidade Ambiental.

BRITO, G.R. **Effects of varying sample size and number of pseudo absence and background points in Ecological Niche Models**. 200 p. Thesis (PhD in Biosciences). - São Paulo State University (UNESP), School of Sciences, Humanities, and Languages, Assis, 2023.

ABSTRACT

Biodiversity changes spatially and temporally through natural factors. However, anthropic actions are considered the main factor influencing transformations in the planet's biota. Studying and tracking changes in biodiversity has become essential to conservation science, and has been enhanced by the integration of biological fields with technological tools, leading to the creation of large global databases and the development of tools such as Species Distribution Models and Ecological Niche Models. In this work we applied the Ecological Niche Modeling to three species of Brazilian birds, using the Bioclim, Generalized Additive Models (GAM), Generalized Linear Models (GLM), Maxent, and Random Forests algorithms, in order to test the influence of sample size variation and the amount of pseudo absence and background points on the projection and statistical validation of the models. It also evaluated how the generation mode of the pseudo absence and background points influence the quality and biological significance of the projections. The results obtained show how the decrease in sample size directly influences the final projection by under or overestimating the modeled suitability, as well as making the biological significance of the models dubious. The under or overestimation of environmental suitability in the models occurs regardless of the species modeled, and the sample size, the number of points of pseudo absence and background, and the type of algorithm used are critical factors in the construction of suitability models. Thus, the present work highlights the need for the researcher to correctly define the research objective when making use of Ecological Niche Modeling techniques, as well as to adequately select the type of algorithm and the number of occurrence points, pseudo absence, or, still, of background for the projections to have statistical and biological validation.

Keywords: Species Distribution Modeling; SDM; Ecological Models; ENM; Sample Size; Environmental Suitability.

LISTA DE FIGURAS

- Figura 1** - Distribuição dos pontos de ocorrência obtidos na base de dados GBIF dentro das Extensões de Ocorrência para as espécies estudadas. A linha vermelha denota os limites do EOO. A versão em alta resolução se encontra no Material Suplementar 1. Fonte: autoria própria (2022). **30**
- Figura 2** - Visão geral do processo de construção de um SDM / ENM, desde a obtenção dos dados biológicos e ambientais, calibração (i.e. *fitting*) do modelo e posterior avaliação. A versão em alta resolução se encontra no Material Suplementar 1. Fonte: autoria própria (2022). **31**
- Figura 3** - Percentual of predicted suitable area for all three species, considering the 0.5 - 1.0 threshold of suitability (red line). All models were fitted using the first set of pseudo absence/background points (n = 1000) and projections were constrained by the EOO of the species. High resolution version is available in Suppl. Material 1. **48**
- Figura 4** - Percentual of predicted suitable area for all three species, considering the 0.5 - 1.0 threshold of suitability (red line). All models were fitted using the first set of pseudo absence/background points (n = 10000) and projections were constrained by the EOO of the species. High resolution version is available in Suppl. Material 1. **49**
- Figura 5** - Projected models of *Cantorchilus longirostris* based on all five algorithms considering the full spectrum of suitability. Red line represents the EOO of the species; dots represent occurrence points of each sample size used to train the models. A set of n = 1000 pseudo absence and background points were used during model fitting. **50**
- Figura 6** - Projected models of *Cantorchilus longirostris* based on all five algorithms considering the threshold of 0.5 - 1.0 of suitability. Red line represents the EOO of the species; dots represent occurrence points of each sample size used to train the models. A set of n = 1000 pseudo absence and background points were used during model fitting. **50**
- Figura 7** - Mean AUC (A) and TSS (B) values for 1000 pseudo absence/background points for all three species. The values represent the average value per sample size. **51**
- Figura 8** - Mean AUC (A) and TSS (B) values for 10000 pseudo absence/background points for all three species. The values represent the average value per sample size. **52**

Figura 9 - Mean AUC values obtained for all five algorithms across each background / pseudo absence set for all models of *Cantorchilus longirostris*. Columns represent the sample size (N1 = 645, N2 = 100, N3 = 20). Rows present the process to generate pseudo absence and background points. The red line represents the 0.7 AUC threshold. **63**

Figura 10 - Mean AUC values obtained for all five algorithms across each background / pseudo absence set for all models of *Eupsittula cactorum*. Columns represent the sample size (N1 = 645, N2 = 100, N3 = 20). Rows present the process to generate pseudo absence and background points. The red line represents the 0.7 AUC threshold. **64**

Figura 11 - Mean AUC values obtained for all five algorithms across each background / pseudo absence set for all models of *Penelope obscura*. Columns represent the sample size (N1 = 645, N2 = 100, N3 = 20). Rows present the process to generate pseudo absence and background points. The red line represents the 0.7 AUC threshold. **65**

Figura 12 - Mean TSS values obtained for all five algorithms across each background / pseudo absence set for all models of *Cantorchilus longirostris*. Columns represent the sample size (N1 = 645, N2 = 100, N3 = 20). Rows present the process to generate pseudo absence and background points. The red line represents the 0.4 TSS threshold. **66**

Figura 13 - Mean TSS values obtained for all five algorithms across each background / pseudo absence set for all models of *Eupsittula cactorum*. Columns represent the sample size (N1 = 645, N2 = 100, N3 = 20). Rows present the process to generate pseudo absence and background points. The red line represents the 0.4 TSS threshold. **66**

Figura 15 - Mean TSS values obtained for all five algorithms across each background / pseudo absence set for all models of *Penelope obscura*. Columns represent the sample size (N1 = 645, N2 = 100, N3 = 20). Rows present the process to generate pseudo absence and background points. The red line represents the 0.4 TSS threshold. **67**

Figura 16 - Suitability map for *Penelope obscura* (A) and *Eupsittula cactorum* (B) produced by Bioclim algorithm. The models were trained using 20 and 100 presence points (sizes N3 and N2), respectively. Model A was trained 1000 background points randomly generated from the study area; Model B was trained with 250 background points sampled outside a surface range envelope draw on the study area. Red lines represents the Extent of Occurrence of the species. Black dots are the presence points used in model training. **68**

Figura 17 - Overfitted suitability map for *Eupsittula cactorum* produced by four algorithms with the highest values of AUC (AUC = 1.0) and TSS (TSS \geq 0.95). The models were trained using sample size N1, with a 1000 pseudo absence and 10000 background points, respectively. Red lines represents the Extent of Occurrence of the species. Black dots are the presence points used in model training.

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Total de pontos obtidos para definição do tamanho amostral principal (N1)	22
Tabela 2 - Subdivisão dos pontos de ocorrência das espécies em tamanhos amostrais com base no sorteio do conjunto principal (N1)	23
Tabela 3 - Exemplos de publicações de aplicação SDM e ENM com diferentes tamanhos amostrais obtidos em um levantamento na base de dados Web of Science (2013-2021)	24
Tabela 4 - Variáveis bioclimáticas obtidas na base de dados WorldClim, versão 2.1 e respectiva codificação	25
Tabela 5 - Subdivisão dos pontos de <i>background</i> e de pseudo ausência	27
Tabela 6 - Total de publicações e percentual de aplicação dos algoritmos mais frequentes em trabalhos de distribuição de espécies e de nicho ecológico segundo Raes e Aguirre-Gutiérrez (2018) para o período 2009-2019	28
Tabela 7 - Least correlated variables selected via VIF analysis for modeling	45
Tabela 8 - Comparison of the estimated Extent of Occurrence and IUCN Red List assessment of each species range	46
Tabela 9 - Number of occurrence points for each species, from GBIF database to the final dataset	59
Tabela 10 - Environmental variables used to train the models for all three species	60

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AUC	Área embaixo da Curva ROC (<i>Area under the ROC Curve</i> , em inglês)
BG	<i>Background</i> (em inglês, sem tradução)
ENM	Modelo de Nicho Ecológico (<i>Ecological Niche Model</i> , em inglês)
GAM	Modelo Aditivo Generalizado (<i>Generalized Additive Model</i> , em inglês)
GLM	Modelo Linear Generalizado (<i>Generalized Linear Model</i> , em inglês)
PA	Pseudo ausência (<i>Pseudo absence</i> , em inglês)
ROC	<i>Receiver Operator Characteristic Curve</i> (em inglês, sem tradução)
SDM	Modelo de Distribuição de Espécies (<i>Species Distribution Model</i> , em inglês)
TSS	<i>True Skill Statistic</i> (em inglês, sem tradução)

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO GERAL	17
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	23
2.1 Estrutura da base de dados	23
2.2 Dados bióticos	24
2.3 Dados abióticos	26
2.4 Seleção de pseudo ausência e background	29
2.5 Seleção dos algoritmos	29
2.6 Estimativa da Extensão de Ocorrência das espécies	30
2.7 Modelagem, validação estatística e consenso entre modelos	31
REFERÊNCIAS	33
CAPÍTULO 1	44
Abstract	45
Introduction	45
Methods	46
Selection of species and database compilation	46
Selection of Environmental Variables	47
Selection of sample sizes	47
Modeling procedures	47
Suitable area measurement	48
Results	48
Extent of Occurrence	48
Suitable Area and Model Performance	49
Statistical Analysis	52
Discussion	53
Acknowledgments	54
References	55
CAPÍTULO 2	59
Introduction	60
Methods	61
Species and Environmental datasets	61
Selection of pseudo absence and background points	62
Modeling procedures	62
Ensembling	63
Statistical Analysis	63
Statistical Analysis	63
Model Performance	68
Discussion	70
Conclusion	71
References	71
3 CONSIDERAÇÕES FINAIS	76

REFERÊNCIAS	77
Material Suplementar 1	88
Material Suplementar 2	90

1 INTRODUÇÃO GERAL

O processo de variação espaço-temporal da biodiversidade, no que se refere à diversidade e composição de espécies, é um processo natural influenciado por fatores de larga escala, de processos ecológicos recorrentes à mudanças ambientais e biogeográficas históricas. Embora grandes mudanças na biodiversidade sejam guiadas por processos naturais, a influência antrópica se apresenta como um dos mais influentes fatores de transformação ambiental e, por consequência, de alterações na biodiversidade (PINTO-LEDEZMA; CAVENDER-BARES, 2021).

Em 2019, o relatório de avaliação global sobre biodiversidade e serviços ecossistêmicos, redigido pela Plataforma Intergovernamental de Política Científica sobre Biodiversidade e Serviços Ecossistêmicos (IPBES, em inglês), apresentou dados preocupantes quanto ao estado atual e possibilidades futuras para a biodiversidade: aproximadamente um milhão de espécies, entre animais e vegetais, encontram-se ameaçadas de extinção dentro das próximas décadas (IPBES, 2019).

De acordo com o IPBES (2019), os habitats terrestres apresentam uma redução na abundância média de espécies nativas de até 20%. A interferência humana nos ecossistemas intactos acontece, principalmente, nos trópicos, regiões com altos níveis de biodiversidade. Somente na América Latina, aproximadamente 100 milhões de hectares de floresta tropical foram perdidos para atividades de pecuária no período entre 1980 a 2000.

Diante de um cenário pessimista como apresentado pelos relatórios IPBES (2019) e pelo Painel Intergovernamental para a Mudança de Clima (IPCC, em inglês) (2019), cresce a busca por estratégias para o manejo da biota visando a conservação da biodiversidade. No entanto, desenvolver projetos nesse âmbito apresenta desafios próprios, como alocação de recursos, escolha de locais para estabelecer sítios de proteção, ou, ainda, definir as espécies que serão priorizadas no projeto (MUSCATELLO; ELITH; KUJALA, 2021).

O avanço tecnológico, em especial a informática, tem permitido a integração de informações de diferentes áreas em grandes bancos de dados virtuais, acessíveis globalmente. Jetz, McPherson e Guralnick (2012) demonstram como o uso da informática permite a estruturação de bases de dados contendo informações relativas à distribuição das espécies, item essencial para estudos de conservação.

Embora o aumento na coleta e armazenamento de dados de distribuição seja notório e favoreça o estudo das espécies, estes tendem a refletir a situação em um ponto no espaço e no tempo, não refletindo a totalidade da distribuição (RONDININI et al., 2006). Porém, ao combinar dados de observação com informações ambientais, é possível modelar a adequabilidade ambiental para uma espécie e, então, prever a ocorrência para auxiliar a tomada de decisão no que se refere à conservação (GUISAN et al., 2013).

Conhecidas como Modelos de Nicho Ecológico (ENM, em inglês), Modelos de Distribuição de Espécies (SDM, em inglês), Modelos de Adequabilidade Ambiental (HMS, em inglês), entre outras terminologias, as técnicas de modelagem que integram a distribuição de uma espécie com fatores ambientais para gerar previsões espaciais e temporais tornaram-se mais expressivas após os anos 2000 (GUISAN; ZIMMERMANN, 2000), apresentando-se como a principal ferramenta de estudo sobre a distribuição de espécies e da adequabilidade ambiental (ELITH; LEATHWICK, 2009; FRANKLIN; MILLER, 2009; GUISAN; THUILLER, 2005; PETERSON, 2011).

O termo “Modelo de Distribuição de Espécie” tornou-se sinônimo de um conjunto de técnicas que, por muitas vezes, não são aplicadas com o mesmo objetivo. Peterson e Soberón (2012) apresentam um panorama dos conceitos principais de modelagem e demonstram como essa sinonímia é encontrada na literatura: 50.8% dos trabalhos recuperados pelos autores em um levantamento bibliográfico com os termos “*species distribution model*” e “*ecological niche model*” se caracterizavam como estudos de distribuição, porém o objeto de estudo real era o nicho das espécies.

Embora SDMs e ENMs compartilhem técnicas, variáveis, algoritmos, e possam ser projetados em um mapa, o objeto de estudo e questionamentos referentes a este são, em suma, diferentes. Para que essa “diferença de objetos” seja entendida, é necessário, primeiro, entender e delimitar o que está sendo modelado (PETERSON; SOBERON, 2012).

Colwell e Rangel (2009) discutem a distribuição das espécies em duas dimensões: tanto no espaço geográfico quanto no espaço ambiental. Soberón e Peterson (2005) apresentam um *framework* que visa englobar os fatores determinantes na distribuição de espécies: o diagrama Biótico-Abiótico-Mobilidade (BAM, em inglês). Para os autores, os espaços geográfico e ambiental são, portanto, relacionados.

No espaço geográfico estarão locais de distribuição que contém fatores bióticos e abióticos necessários para o estabelecimento e manutenção da espécie, denominados no *framework* como B e A, respectivamente. O “M” se refere, portanto, a áreas acessíveis a espécie. Uma vez estabelecido a base do BAM, é possível, agora, traçar os objetos a se modelar em cada abordagem (PETERSON; SOBERON, 2012).

Para Peterson e Soberón (2012), a maioria dos trabalhos modernos que se intitulam como SDMs são, na verdade, trabalhos relativos ao nicho das espécies e, portanto, associados incorretamente com a ideia de um modelo de distribuição. Os autores apresentam que os modelos atuais são iniciados no espaço geográfico, treinados no espaço ambiental e, posteriormente, expressos (i.e., projetados) no espaço geográfico novamente.

Essa abordagem implica na comparação de áreas geográficas com áreas do espaço ambiental associadas ou não a pontos de presença para que seja traçado um gradiente de similaridade que classifique, novamente, o espaço geográfico como adequado ou inadequado para a ocorrência da espécie. Em suma, a maioria dos modelos atuais tem por alvo uma entidade no espaço ambiental (i.e., o domínio do nicho) e devem ser, portanto, classificados como ENM. Em contrapartida, um SDM estritamente deve não só estimar o nicho da espécie, mas sua capacidade de dispersão e/ou colonização do espaço modelado (PETERSON; SOBERÓN, 2012).

Em linhas gerais, um SDM ou ENM correlaciona pontos de ocorrência de uma espécie com variáveis ambientais para delinear, de forma aproximada, o conjunto de fatores ecológicos requeridos pela espécie (i.e., o nicho realizado) (GUISAN; THUILLER, 2005; GUISAN; ZIMMERMANN, 2000).

Um modelo SDM ou ENM é, usualmente, estruturado em 5 etapas: 1) conceitualização do modelo (e.g., desenho experimental, revisão de literatura, experimentação), 2) coleta dos dados de ocorrência e extração de valores das variáveis ambientais “ponto a ponto”, 3) calibração (*fitting*, em inglês) de um modelo de similaridade dos locais de ocorrência, 4) avaliação do modelo por diferentes métricas (e.g., Receiver Operating Characteristic - ROC, True Skill Statistic - TSS, Coeficiente Kappa) e 5) predição, a partir do modelo, da adequabilidade ambiental ou distribuição potencial da espécie em uma região ou, ainda, para cenários passados ou futuros (GUISAN; THUILLER; ZIMMERMANN, 2017; HIJMANS; ELITH, 2021).

Dos pontos apresentados por Guisan, Thuiller e Zimmermann (2017) e Hijmans e Elith (2021) quanto a organização de um processo de modelagem, as etapas de obtenção dos pontos de ocorrência, seleção dos algoritmos, ajuste (i.e., modelagem propriamente dita dos dados), avaliação e validação do modelo podem ser consideradas como essenciais para a qualidade das projeções finais.

Grandes bases de dados como a Global Biodiversity Information Facility – GBIF (www.gbif.org) e speciesLink (www.specieslink.net) permite o acesso a grandes quantidades de informações referentes a ocorrência de espécies em todo o globo, item essencial para o desenvolvimento de um SDM ou ENM. Todavia, as bases de dados tendem a não apresentar outra informação essencial à construção de um modelo: dados de ausência.

Independente da abordagem ecológica (i.e., nicho ou a distribuição potencial), para que seja possível ajustar o modelo é necessário que seja feita a relação entre dados de presença e ausência da espécie com as variáveis ambientais da área de estudo. Sem essa relação não é possível caracterizar estatisticamente o nicho de uma espécie e, também, projetá-lo espacialmente em um mapa (DESCOMBES et al., 2022). No entanto, comprovar a inexistência de uma espécie em uma determinada localidade é um desafio ao pesquisador, uma vez que diferentes fatores podem “mascarar a falta da espécie” no momento de coleta, especialmente em espécies migratórias ou que se movimentam com frequência pelo ambiente (MACKENZIE; ROYLE, 2005; RAES; AGUIRRE-GUTIÉRREZ, 2018). Raes e Aguirre-Gutiérrez (2018) apresentam o argumento de que “a ausência de presença não significa a presença de ausência”, reforçando a dificuldade de obter esse dado.

Essencialmente, os processos de modelagem podem ser divididos em métodos de presença e presença-ausência (BROTONS et al., 2004). Estudos comparativos (e.g., BROTONS et al., 2004; ELITH et al., 2006) demonstram que as metodologias de presença-ausência tendem a possuir performance superior aos métodos que requerem apenas presença. Todavia, devido a falta de dados de ausência real, estes são substituídos no processo de modelagem por pontos de *background* ou por pseudo ausência. O tipo de dado de “ausência” utilizado depende do tipo de algoritmo utilizado (BARBET-MASSIN et al., 2012) e, também, do objeto de pesquisa (e.g., nicho, distribuição potencial).

Todavia, a seleção do tipo de dado de “ausência” a ser utilizado na modelagem padece de um dilema análogo àquele enfrentado na nomenclatura de SDM/ENM. Sillero e Barbosa (2021) discutem como dados de pseudo ausência e *background* tendem a ser tratados como o

mesmo objeto devido a similaridades em sua concepção teórica. No entanto, estes não possuem, de fato, o mesmo significado do ponto de vista metodológico.

A diferença entre um ponto de pseudo ausência e um ponto de *background* está em sua localização. Embora ambos possam ser amostrados no mesmo espaço geográfico, a existência real encontra-se em estratos diferentes do diagrama BAM (SOBERON; PETERSON, 2005).

Gerado artificialmente, o ponto de pseudo ausência representa um local no espaço onde a espécie em estudo supostamente não ocorre, porém sem real comprovação de sua “ausência” (BARBET-MASSIN et al., 2012). Como trata-se de um substituto para a ausência real, pontos de pseudo ausência não podem ocupar o mesmo espaço geográfico que pontos de presença (i.e., não pode haver sobreposição) uma vez que isso seria contraditório.

Pontos amostrados no *background* (i.e., o espaço ambiental), por sua vez, não possuem o mesmo requerimento que a pseudo ausência: o *background* representa o espectro de condições ambientais favoráveis ou desfavoráveis à ocorrência da espécie e, portanto, um ponto amostrado no *background* ambiental poderá estar no mesmo local geográfico que um ponto de presença ou ausência/pseudo ausência (HALLGREN et al., 2019; ITURBIDE; BEDIA; GUTIÉRREZ, 2018; PHILLIPS et al., 2009).

Embora a literatura referente ao tipo de “ausência” utilizada na modelagem não seja escassa (e.g., ENGLER; GUIAN; RECHSTEINER, 2004; LOBO; JIMÉNEZ- VALVERDE; HORTAL, 2010; ZANIEWSKI; LEHMANN; OVERTON, 2002), a decisão de gerar pontos de *background* ou de pseudo ausência é uma etapa fundamental da modelagem, sendo necessário se atentar não só ao tipo de dado gerado, mas como estes foram selecionados, uma vez que dados artificiais de ausência podem impactar negativamente um SDM / ENM (BARBET-MASSIN et al., 2012; GU; SWIHART, 2004).

De igual modo, a seleção do tipo de algoritmo para ajustar o modelo é crucial. Bartbet-Massin e colaboradores (2012) apresenta três categorias: tipo I (regressão), tipo II (classificação), ou tipo 3 (*machine learning*). Cada tipo de modelo exigirá 1) pontos de presença da espécie, 2) um tipo de “ausência” (i.e., pseudo ausência ou *background* ou ausência real) e 3) um algoritmo. As etapas 2 e 3 estão correlacionadas uma vez que o tipo de algoritmo requer um tipo de “ausência”.

O processo de modelagem é longo e complexo, começando antes mesmo da parte computacional. A escolha do tipo ou qual algoritmo utilizar ou, ainda, qual “ausência” incluir

no modelo, são decisões que aparentam possuir maior peso do que a delimitação da área de estudo. No entanto, o tamanho da área influenciará o processo de modelagem (SILLERO et al., 2021) quanto à quantidade de pontos de ocorrência e na captura da heterogeneidade ambiental por parte dos algoritmos.

A extensão da área de estudo impacta na percepção do espaço ambiental: áreas restritas podem não permitir o acesso a amplitude real de ocorrência da espécie (CARRETERO; SILLERO, 2016). Por outro lado, a modelagem que inclua o alcance total de distribuição da espécie permite aos algoritmos captarem a variabilidade ambiental de forma mais completa, gerando modelos mais próximos do real (BARBET-MASSIN et al., 2010; RAES, 2012; CARRETERO; SILLERO, 2016).

Torna-se, portanto, perceptível que há uma base compartilhada por SDMs e ENMs no processo de modelagem: a quantidade de pontos de presença, o tipo de ausência utilizado, e qual algoritmo fará o processamento dos dados. Falhas ou decisões equivocadas em um desses pontos (e.g., seleção da “ausência”, escolha do algoritmo) poderá levar ao enviesamento do modelo final e afetar, portanto, sua qualidade em prever a adequabilidade do ambiental para a espécie ou a distribuição potencial.

Na avaliação estatística do modelo é possível quantificar o total de falsos positivos e falsos negativos. Um falso positivo será a predição incorreta de uma ausência ou a demarcação de um local como não adequado para a espécie quando este é, de fato, adequado. Em contrapartida, um falso negativo será o oposto: o modelo prediz uma presença falsa ou um local adequado que, na verdade, é inadequado. Para a modelagem, falsos positivos e negativos são denominados como erro de omissão e comissão, respectivamente (PETERSON; SOBERON, 2012).

Outro fator fundamental para o desenvolvimento de um modelo é o tamanho amostral representado pelos pontos de presença da espécie em estudo. Não existe um tamanho fixo ou ideal para a execução da modelagem e este tamanho dependerá das observações realizadas localmente ou disponíveis em bases de dados ou, ainda, do tipo de algoritmo utilizado (SILLERO et al., 2021).

Embora o acesso às grandes bases de dados virtuais permita ao pesquisador coletar uma quantidade considerável de ocorrências de uma espécie, muitos desses dados são duplicados ou necessitam de algum tipo de correção (e.g., remoção de centros urbanos). Raes

e Aguirre-Gutiérrez (2018) argumentam que não é possível inferir uma relação entre ocorrência e fatores ambientais a partir de poucos pontos de presença. Por outro lado, trabalhos como os de Papes e Gaubert (2007), Hernandez e colaboradores (2008) e van Proosdij e colaboradores (2016) demonstram como o tipo de algoritmo utilizado pode resultar em projeções adequadas mesmo quando o número de ocorrências é reduzido.

A variabilidade no tamanho amostral para o desenvolvimento de modelos SDMs e ENMs é evidenciada na literatura (CALL et al., 2016; SHCHEGLOVITOVA; ANDERSON, 2013; TRAN; VU, 2020), sendo possível observar modelos construídos com 3-16 pontos (VAN PROOSDIJ et al., 2016) até milhares de pontos de presença para uma única espécie (BOTELLA et al., 2018).

No entanto, é evidente na literatura que o tamanho amostral utilizado é um ponto crítico no processo de modelagem, uma vez que este influencia a acurácia dos modelos (BUISSON et al., 2010; TESSAROLO et al., 2014; THIBAUD et al., 2014). Qual o mínimo ou máximo de pontos de ocorrência a se utilizar na construção de um SDM ou de um ENM? Não há tamanho fixo, sendo necessário o pesquisador refletir com base nos demais passos da modelagem, bem como no objetivo do estudo para que tal decisão seja tomada (SILLERO et al., 2021).

Diante de um cenário de degradação ambiental e preocupação com a conservação da biodiversidade, este projeto avaliou o efeito da redução do tamanho amostral nos processos de modelagem da adequabilidade ambiental para cinco algoritmos, bem como testou a influência da quantidade de pseudo ausência e de pontos de *background* utilizados nas projeções de adequabilidade ambiental para três espécies de aves brasileiras.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Estrutura da base de dados

Os dados utilizados nos processos de modelagem foram classificados de acordo com a origem: pontos de ocorrência das espécies (i.e., dados bióticos), variáveis bioclimáticas das regiões de ocorrência (i.e., dados abióticos) e pontos de pseudo ausência e *background*.

3 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A Modelagem de Distribuição de Espécies, em conjunto com os Modelos de Nicho Ecológico demonstra-se como uma importante ferramenta para o estudo e manejo da biodiversidade. A aplicação dos modelos requer, no entanto, a tomada de decisões que podem enviesar os resultados da modelagem quando pontos fundamentais do processo não são considerados corretamente.

Isto posto, as principais conclusões do presente estudo podem ser sumarizadas como:

- O processo de modelagem, quer de nicho, quer de distribuição potencial, é longo e complexo.
- É fundamental ao pesquisador estabelecer o que está sendo modelado: a distribuição geográfica potencial da espécie ou nicho fundamental são feições diferentes dentro do mesmo espectro do diagrama BAM proposto por Soberón e Peterson (2005). Portanto, a sinonímia “Modelo de Distribuição de Espécies” x “Modelo de Nicho Ecológico” não equivale a mesma técnica, mas sim a um conjunto de técnicas compartilhadas entre processos diferentes.
- Como não há um algoritmo melhor do que os demais, a seleção de qual algoritmo utilizar para modelar a espécie precisa estar embasada não só na literatura, mas na realidade biológica da espécie e na logística/escopo do estudo. O tamanho e características abióticas da área de estudo também são pontos fundamentais nessa etapa.
- O total de pontos de presença e pseudo ausência ou *background* utilizado na calibração dos modelos são pontos críticos. A decisão de quantos pontos utilizar é fundamental para minimizar o enviesamento (i.e., surgimentos de erros de omissão e comissão) no modelo final.
- O tipo de pseudo ausência ou de pontos de *background* a ser utilizado na calibração dos modelos depende, principalmente, do tipo de algoritmo utilizado no processo. O modo como a “ausência” será gerada também é importante para que os resultados da modelagem sejam válidos estatística e biologicamente. É importante, também, conceituar adequadamente o tipo de “ausência” utilizada: pseudo ausência não é *background*.

- A validação estatística dos modelos não deve ser embasada em uma única métrica, uma vez que esta pode ser enviesada ou facilmente mascarar erros de omissão ou comissão.
- O sentido biológico tem prioridade em relação à validação estatística dos modelos.

O presente trabalho contribui para fomentar as discussões no que concerne aos processos e aplicações da Modelagem de Distribuição de Espécies, bem como dos Modelos de Nicho Ecológico. Espera-se que futuras pesquisas na área possibilitem não só o aprimoramento das técnicas, mas também uma melhor compreensão e fundamentação dos conceitos ecológicos, estatísticos e biológicos que embasam as técnicas de modelagem.

REFERÊNCIAS

- AIELLO-LAMMENS, Matthew E.; BORJA, Robert A.; RADOSAVLJEVIC, Aleksandar; VILELA, Bruno; ANDERSON, Robert P. spThin: an R package for spatial thinning of species occurrence records for use in ecological niche models. **Ecography**, [S. l.], v. 38, n. 5, p. 541–545, 2015. DOI: [10.1111/ecog.01132](https://doi.org/10.1111/ecog.01132). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/ecog.01132>. Acesso em: 9 jan. 2023.
- ALLOUCHE, Omri; TSOAR, Asaf; KADMON, Ronen. Assessing the accuracy of species distribution models: prevalence, kappa and the true skill statistic (TSS): Assessing the accuracy of distribution models. **Journal of Applied Ecology**, [S. l.], v. 43, n. 6, p. 1223–1232, 2006. DOI: [10.1111/j.1365-2664.2006.01214.x](https://doi.org/10.1111/j.1365-2664.2006.01214.x). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1365-2664.2006.01214.x>. Acesso em: 10 jan. 2023.
- BARBET-MASSIN, Morgane; JIGUET, Frédéric; ALBERT, Cécile Hélène; THUILLER, Wilfried. Selecting pseudo-absences for species distribution models: how, where and how many?: *How to use pseudo-absences in niche modelling?* **Methods in Ecology and Evolution**, [S. l.], v. 3, n. 2, p. 327–338, 2012. DOI: [10.1111/j.2041-210X.2011.00172.x](https://doi.org/10.1111/j.2041-210X.2011.00172.x). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.2041-210X.2011.00172.x>. Acesso em: 15 fev. 2022.
- BARBET-MASSIN, Morgane; THUILLER, Wilfried; JIGUET, Frédéric. How much do we overestimate future local extinction rates when restricting the range of occurrence data in climate suitability models? **Ecography**, [S. l.], v. 33, n. 5, p. 878–886, 2010. DOI: [10.1111/j.1600-0587.2010.06181.x](https://doi.org/10.1111/j.1600-0587.2010.06181.x). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1600-0587.2010.06181.x>. Acesso em: 3 jan. 2023.
- BOOTH, Trevor H.; NIX, Henry A.; BUSBY, John R.; HUTCHINSON, Michael F. bioclim : the first species distribution modelling package, its early applications and relevance to most current MaxEnt studies. **Diversity and Distributions**, [S. l.], v. 20, n. 1, p. 1–9, 2014. DOI:

[10.1111/ddi.12144](https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/ddi.12144). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/ddi.12144>. Acesso em: 10 jan. 2023.

BOTELLA, Christophe; JOLY, Alexis; BONNET, Pierre; MONESTIEZ, Pascal; MUNOZ, François. Species distribution modeling based on the automated identification of citizen observations. **Applications in Plant Sciences**, [S. l.], v. 6, n. 2, p. e1029, 2018. DOI: [10.1002/aps3.1029](https://doi.org/10.1002/aps3.1029). Disponível em: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC5851560/>. Acesso em: 10 jan. 2023.

BROTONS, Lluís; THUILLER, Wilfried; ARAÚJO, Miguel B.; HIRZEL, Alexandre H. Presence-Absence versus Presence-Only Modelling Methods for Predicting Bird Habitat Suitability. **Ecography**, [S. l.], v. 27, n. 4, p. 437–448, 2004. DOI: [10.2307/3683417](https://doi.org/10.2307/3683417). Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/3683417>. Acesso em: 4 maio. 2022.

BUISSON, Laëtitia; THUILLER, Wilfried; CASAJUS, Nicolas; LEK, Sovan; GRENOUILLET, Gaël. Uncertainty in ensemble forecasting of species distribution. **Global Change Biology**, [S. l.], v. 16, n. 4, p. 1145–1157, 2010. DOI: [10.1111/j.1365-2486.2009.02000.x](https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2009.02000.x). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1365-2486.2009.02000.x>. Acesso em: 25 maio. 2022.

CALL, Ashley; SUN, Yan-Xia; YU, Yan; PEARMAN, Peter B.; THOMAS, David T.; TRIGIANO, Robert N.; CARBONE, Ignazio; XIANG, Qiu-Yun Jenny. Genetic structure and post-glacial expansion of *Cornus florida* L. (Cornaceae): integrative evidence from phylogeography, population demographic history, and species distribution modeling: Phylogeography of *Cornus florida*. **Journal of Systematics and Evolution**, [S. l.], v. 54, n. 2, p. 136–151, 2016. DOI: [10.1111/jse.12171](https://doi.org/10.1111/jse.12171). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/jse.12171>. Acesso em: 24 maio. 2022.

Cantorchilus longirostris (Vieillot, 1819) in GBIF Secretariat (2022). GBIF Backbone Taxonomy. Checklist dataset <https://doi.org/10.15468/39omei> acesso via GBIF.org em: 10 jan 2023.

CARRETERO, Miguel A.; SILLERO, Neftalí. Evaluating how species niche modelling is affected by partial distributions with an empirical case. **Acta Oecologica**, [S. l.], v. 77, p. 207–216, 2016. DOI: [10.1016/j.actao.2016.08.014](https://doi.org/10.1016/j.actao.2016.08.014). Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1146609X16301710>. Acesso em: 31 out. 2022.

CARVALHO, Antônio F.; DEL LAMA, Marco Antonio. Predicting priority areas for conservation from historical climate modelling: stingless bees from Atlantic Forest hotspot as a case study. **Journal of Insect Conservation**, [S. l.], v. 19, n. 3, p. 581–587, 2015. DOI: [10.1007/s10841-015-9780-7](https://doi.org/10.1007/s10841-015-9780-7). Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s10841-015-9780-7>. Acesso em: 10 jan. 2023.

ČENGIĆ, Mirza; ROST, Jasmijn; REMENSKA, Daniela; JANSE, Jan H.; HUIJBREGTS, Mark A. J.; SCHIPPER, Aafke M. On the importance of predictor choice, modelling technique, and number of pseudo-absences for bioclimatic envelope model performance.

Ecology and Evolution, [S. l.], v. 10, n. 21, p. 12307–12317, 2020. DOI: [10.1002/ece3.6859](https://doi.org/10.1002/ece3.6859). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/ece3.6859>. Acesso em: 10 jan. 2023.

CHAPMAN, Daniel; PESSCOTT, Oliver L.; ROY, Helen E.; TANNER, Rob. Improving species distribution models for invasive non-native species with biologically informed pseudo-absence selection. **Journal of Biogeography**, [S. l.], v. 46, n. 5, p. 1029–1040, 2019. DOI: [10.1111/jbi.13555](https://doi.org/10.1111/jbi.13555). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/jbi.13555>. Acesso em: 10 jan. 2023.

CHATTERJEE, Samprit; HADI, Ali S. **Regression analysis by example**. 4th ed ed. Hoboken, N.J: Wiley-Interscience, 2006.

COELLO, Alberto J.; FERNÁNDEZ-MAZUECOS, Mario; GARCÍA-VERDUGO, Carlos; VARGAS, Pablo. Phylogeographic sampling guided by species distribution modeling reveals the Quaternary history of the Mediterranean–Canarian *Cistus monspeliensis* (Cistaceae). **Journal of Systematics and Evolution**, [S. l.], v. 59, n. 2, p. 262–277, 2021. DOI: [10.1111/jse.12570](https://doi.org/10.1111/jse.12570). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/jse.12570>. Acesso em: 10 jan. 2023.

COLWELL, Robert K.; RANGEL, Thiago F. Hutchinson’s duality: The once and future niche. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, [S. l.], v. 106, n. supplement_2, p. 19651–19658, 2009. DOI: [10.1073/pnas.0901650106](https://doi.org/10.1073/pnas.0901650106). Disponível em: <https://pnas.org/doi/full/10.1073/pnas.0901650106>. Acesso em: 3 jan. 2023.

DAUBY, Gilles et al. *ConR*: An R package to assist large-scale multispecies preliminary conservation assessments using distribution data. **Ecology and Evolution**, [S. l.], v. 7, n. 24, p. 11292–11303, 2017. DOI: [10.1002/ece3.3704](https://doi.org/10.1002/ece3.3704). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/ece3.3704>. Acesso em: 10 jan. 2023.

DESCOMBES, Patrice; CHAUVIER, Yohann; BRUN, Philipp; RIGHETTI, Damiano; WÜEST, Rafael O.; KARGER, Dirk N.; ZURELL, Damaris; ZIMMERMANN, Niklaus E. **Strategies for sampling pseudo-absences for species distribution models in complex mountainous terrain**. [s.l.] : Ecology, 2022. DOI: [10.1101/2022.03.24.485693](https://doi.org/10.1101/2022.03.24.485693). Disponível em: <http://biorxiv.org/lookup/doi/10.1101/2022.03.24.485693>. Acesso em: 2 jan. 2023.

DEVANEY, Shannon C. Species Distribution Modeling of Deep Pelagic Eels. **Integrative and Comparative Biology**, [S. l.], v. 56, n. 4, p. 524–530, 2016. DOI: [10.1093/icb/icw032](https://doi.org/10.1093/icb/icw032). Disponível em: <https://academic.oup.com/icb/article-lookup/doi/10.1093/icb/icw032>. Acesso em: 10 jan. 2023.

DORMANN, Carsten F. et al. Collinearity: a review of methods to deal with it and a simulation study evaluating their performance. **Ecography**, [S. l.], v. 36, n. 1, p. 27–46, 2013. DOI: [10.1111/j.1600-0587.2012.07348.x](https://doi.org/10.1111/j.1600-0587.2012.07348.x). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1600-0587.2012.07348.x>. Acesso em: 10 jan. 2023.

EL-GABBAS, Ahmed; DORMANN, Carsten F. Wrong, but useful: regional species distribution models may not be improved by range-wide data under biased sampling. **Ecology and Evolution**, [S. l.], v. 8, n. 4, p. 2196–2206, 2018. DOI: [10.1002/ece3.3834](https://doi.org/10.1002/ece3.3834). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/ece3.3834>. Acesso em: 10 jan. 2023.

ELITH, Jane et al. Novel methods improve prediction of species' distributions from occurrence data. **Ecography**, [S. l.], v. 29, n. 2, p. 129–151, 2006. DOI: [10.1111/j.2006.0906-7590.04596.x](https://doi.org/10.1111/j.2006.0906-7590.04596.x). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.2006.0906-7590.04596.x>. Acesso em: 15 fev. 2022.

ELITH, Jane; LEATHWICK, John R. Species Distribution Models: Ecological Explanation and Prediction Across Space and Time. **Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics**, [S. l.], v. 40, n. 1, p. 677–697, 2009. DOI: [10.1146/annurev.ecolsys.110308.120159](https://doi.org/10.1146/annurev.ecolsys.110308.120159). Disponível em: <http://www.annualreviews.org/doi/10.1146/annurev.ecolsys.110308.120159>. Acesso em: 23 abr. 2019.

ENGLER, Robin; GUIBAN, Antoine; RECHSTEINER, Luca. An improved approach for predicting the distribution of rare and endangered species from occurrence and pseudo-absence data. **Journal of Applied Ecology**, [S. l.], v. 41, n. 2, p. 263–274, 2004. DOI: [10.1111/j.0021-8901.2004.00881.x](https://doi.org/10.1111/j.0021-8901.2004.00881.x). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.0021-8901.2004.00881.x>. Acesso em: 24 maio. 2022.

Eupsittula cactorum (Kuhl, 1820) in GBIF Secretariat (2022). GBIF Backbone Taxonomy. Checklist dataset <https://doi.org/10.15468/39omei> acesso via GBIF.org em: 10 jan. 2023.

FICK, Stephen E.; HIJMANS, Robert J. WorldClim 2: new 1-km spatial resolution climate surfaces for global land areas. **International Journal of Climatology**, [S. l.], v. 37, n. 12, p. 4302–4315, 2017. DOI: [10.1002/joc.5086](https://doi.org/10.1002/joc.5086). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/joc.5086>. Acesso em: 10 jan. 2023.

FIELDING, Alan H.; BELL, John F. A review of methods for the assessment of prediction errors in conservation presence/absence models. **Environmental Conservation**, [S. l.], v. 24, n. 1, p. 38–49, 1997. DOI: [10.1017/S0376892997000088](https://doi.org/10.1017/S0376892997000088). Disponível em: https://www.cambridge.org/core/product/identifier/S0376892997000088/type/journal_article. Acesso em: 10 jan. 2023.

FLESSNER, Brandon; HENRY, Mary C.; GREEN, Jerry. Species Distribution Modeling of American Beech (*Fagus Grandifolia*) Distribution in Southwest Ohio: **International Journal of Applied Geospatial Research**, [S. l.], v. 8, n. 3, p. 16–36, 2017. DOI: [10.4018/ijagr.2017070102](https://doi.org/10.4018/ijagr.2017070102). Disponível em: <https://services.igi-global.com/resolvedoi/resolve.aspx?doi=10.4018/ijagr.2017070102>. Acesso em: 10 jan. 2023.

FRANCO, Francisco; CAMPS, Gonzalo Andrés. La aplicación de modelos de distribución de especies para la realización de inferencias arqueológicas. Una ejemplificación a partir de *Geoffroea decorticans* en el área Sudcalchaquí (Noroeste, Argentina). **InterSecciones en Antropología**, [S. l.], v. 21, n. 2, p. 131–144, 2020. DOI: [10.37176/iea.21.2.2020.489](https://doi.org/10.37176/iea.21.2.2020.489).

Disponível em:

<https://interseccionesantro.soc.unicen.edu.ar/index.php/intersecciones/article/view/489>.

Acesso em: 10 jan. 2023.

FRANKLIN, Janet; MILLER, Jennifer A. **Mapping species distributions: spatial inference and prediction**. Cambridge ; New York: Cambridge University Press, 2009.

GU, Weidong; SWIHART, Robert K. Absent or undetected? Effects of non-detection of species occurrence on wildlife–habitat models. **Biological Conservation**, [S. l.], v. 116, n. 2, p. 195–203, 2004. DOI: [10.1016/S0006-3207\(03\)00190-3](https://doi.org/10.1016/S0006-3207(03)00190-3). Disponível em:

<https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0006320703001903>. Acesso em: 15 fev. 2022.

GUISAN, Antoine et al. Predicting species distributions for conservation decisions. **Ecology Letters**, [S. l.], v. 16, n. 12, p. 1424–1435, 2013. DOI: [10.1111/ele.12189](https://doi.org/10.1111/ele.12189). Disponível em:

<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/ele.12189>. Acesso em: 10 fev. 2022.

GUISAN, Antoine; THUILLER, Wilfried. Predicting species distribution: offering more than simple habitat models. **Ecology Letters**, [S. l.], v. 8, n. 9, p. 993–1009, 2005. DOI:

[10.1111/j.1461-0248.2005.00792.x](https://doi.org/10.1111/j.1461-0248.2005.00792.x). Disponível em:

<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1461-0248.2005.00792.x>. Acesso em: 15 fev. 2022.

GUISAN, Antoine; THUILLER, Wilfried; ZIMMERMANN, Niklaus E. **Habitat Suitability and Distribution Models: With Applications in R**. Cambridge: Cambridge University Press, 2017. DOI: [10.1017/9781139028271](https://doi.org/10.1017/9781139028271). Disponível em:

<http://ebooks.cambridge.org/ref/id/CBO9781139028271>. Acesso em: 4 maio. 2022.

GUISAN, Antoine; ZIMMERMANN, Niklaus E. Predictive habitat distribution models in ecology. **Ecological Modelling**, [S. l.], v. 135, n. 2–3, p. 147–186, 2000. DOI:

[10.1016/S0304-3800\(00\)00354-9](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(00)00354-9). Disponível em:

<https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0304380000003549>. Acesso em: 4 maio. 2022.

HALLGREN, W.; SANTANA, F.; LOW-CHOY, S.; ZHAO, Y.; MACKEY, B. Species distribution models can be highly sensitive to algorithm configuration. **Ecological Modelling**, [S. l.], v. 408, p. 108719, 2019. DOI: [10.1016/j.ecolmodel.2019.108719](https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2019.108719). Disponível em:

<https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0304380019302194>. Acesso em: 25 maio. 2022.

HANBERRY, Brice B.; HE, Hong S.; PALIK, Brian J. Pseudoabsence Generation Strategies for Species Distribution Models. **PLoS ONE**, [S. l.], v. 7, n. 8, p. e44486, 2012. DOI:

[10.1371/journal.pone.0044486](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0044486). Disponível em:

<https://dx.plos.org/10.1371/journal.pone.0044486>. Acesso em: 10 jan. 2023.

HEMAMI, Mahmoud-Reza; KHOSRAVI, Rasoul; GROVES, Colin; AHMADI, Mohsen. Morphological diversity and ecological niche divergence in goitered and sand gazelles. **Ecology and Evolution**, [S. l.], v. 10, n. 20, p. 11535–11548, 2020. DOI: [10.1002/ece3.6789](https://doi.org/10.1002/ece3.6789). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/ece3.6789>. Acesso em: 10 jan. 2023.

HERNANDEZ, P. A. et al. Predicting species distributions in poorly-studied landscapes. **Biodiversity and Conservation**, [S. l.], v. 17, n. 6, p. 1353–1366, 2008. DOI: [10.1007/s10531-007-9314-z](https://doi.org/10.1007/s10531-007-9314-z). Disponível em: <http://link.springer.com/10.1007/s10531-007-9314-z>. Acesso em: 31 out. 2022.

HIJMANS, Robert J. et al. **raster: Geographic Data Analysis and Modeling**. , 2023. Disponível em: <https://CRAN.R-project.org/package=raster>. Acesso em: 10 jan. 2023.

HIJMANS, Robert J.; CAMERON, Susan E.; PARRA, Juan L.; JONES, Peter G.; JARVIS, Andy. Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas. **International Journal of Climatology**, [S. l.], v. 25, n. 15, p. 1965–1978, 2005. DOI: [10.1002/joc.1276](https://doi.org/10.1002/joc.1276). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/joc.1276>. Acesso em: 10 jan. 2023.

HIJMANS, Robert J.; ELITH, Jane. **Species Distribution Models**. , 2021. Disponível em: https://rspatial.org/raster/sdm/raster_SDM.pdf. Acesso em: 14 fev. 2022.

INTERGOVERNMENTAL PANEL ON CLIMATE CHANGE. **Climate Change and Land: IPCC Special Report on Climate Change, Desertification, Land Degradation, Sustainable Land Management, Food Security, and Greenhouse Gas Fluxes in Terrestrial Ecosystems**. 1. ed. [s.l.] : Cambridge University Press, 2022. DOI: [10.1017/9781009157988](https://doi.org/10.1017/9781009157988). Disponível em: <https://www.cambridge.org/core/product/identifier/9781009157988/type/book>. Acesso em: 3 jan. 2023.

IPBES. **Global assessment report on biodiversity and ecosystem services of the Intergovernmental Science-Policy Platform on Biodiversity and Ecosystem Services**. [s.l.] : Zenodo, 2019. DOI: [10.5281/ZENODO.3831673](https://doi.org/10.5281/ZENODO.3831673). Disponível em: <https://zenodo.org/record/3831673>. Acesso em: 7 fev. 2022.

ITURBIDE, Maialen; BEDIA, Joaquín; GUTIÉRREZ, José Manuel. Background sampling and transferability of species distribution model ensembles under climate change. **Global and Planetary Change**, [S. l.], v. 166, p. 19–29, 2018. DOI: [10.1016/j.gloplacha.2018.03.008](https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2018.03.008). Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0921818117302308>. Acesso em: 25 maio. 2022.

IUCN. **Iucn Red List Categories And Criteria: Version 3.1. Second Edition**. [s.l.] : Zenodo, 2012. DOI: [10.5281/ZENODO.15039](https://doi.org/10.5281/ZENODO.15039). Disponível em: <https://zenodo.org/record/15039>. Acesso em: 10 jan. 2023.

JETZ, Walter; MCPHERSON, Jana M.; GURALNICK, Robert P. Integrating biodiversity distribution knowledge: toward a global map of life. **Trends in Ecology & Evolution**, [S. l.], v. 27, n. 3, p. 151–159, 2012. DOI: [10.1016/j.tree.2011.09.007](https://doi.org/10.1016/j.tree.2011.09.007). Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0169534711002679>. Acesso em: 11 fev. 2022.

JURESTOVSKY, Derek; ANDREW JOYNER, T. Applications of species distribution modeling for palaeontological fossil detection: late Pleistocene models of Saiga (Artiodactyla: Bovidae, Saiga tatarica). **Palaeobiodiversity and Palaeoenvironments**, [S. l.], v. 98, n. 2, p. 277–285, 2018. DOI: [10.1007/s12549-017-0298-8](https://doi.org/10.1007/s12549-017-0298-8). Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s12549-017-0298-8>. Acesso em: 10 jan. 2023.

KUMAR, Sunil; STOHLGREN, Thomas J. Maxent modeling for predicting suitable habitat for threatened and endangered tree *Canacomyrica monticola* in New Caledonia. **Journal of Ecology and Natural Environment**, [S. l.], v. 1, n. 4, p. 94–98, 2009. DOI: <https://doi.org/10.5897/JENE.9000071>. Disponível em: http://www.academicjournals.org/app/webroot/article/article1379515268_Kumar%20and%20Stohlgren.pdf.

LIANG, Wanwan; PAPEŞ, Monica; TRAN, Liem; GRANT, Jerome; WASHINGTON-ALLEN, Robert; STEWART, Scott; WIGGINS, Gregory. The effect of pseudo-absence selection method on transferability of species distribution models in the context of non-adaptive niche shift. **Ecological Modelling**, [S. l.], v. 388, p. 1–9, 2018. DOI: [10.1016/j.ecolmodel.2018.09.018](https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2018.09.018). Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0304380018303156>. Acesso em: 10 jan. 2023.

LI, Junjun; FAN, Gang; HE, Yang. Predicting the current and future distribution of three *Coptis* herbs in China under climate change conditions, using the MaxEnt model and chemical analysis. **Science of The Total Environment**, [S. l.], v. 698, p. 134141, 2020. DOI: [10.1016/j.scitotenv.2019.134141](https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.134141). Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S004896971934118X>. Acesso em: 10 jan. 2023.

LOBO, Jorge M.; JIMÉNEZ-VALVERDE, Alberto; HORTAL, Joaquín. The uncertain nature of absences and their importance in species distribution modelling. **Ecography**, [S. l.], v. 33, n. 1, p. 103–114, 2010. DOI: [10.1111/j.1600-0587.2009.06039.x](https://doi.org/10.1111/j.1600-0587.2009.06039.x). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1600-0587.2009.06039.x>. Acesso em: 24 maio. 2022.

MACKENZIE, Darryl I.; ROYLE, J. Andrew. Designing occupancy studies: general advice and allocating survey effort: *Designing occupancy studies*. **Journal of Applied Ecology**, [S. l.], v. 42, n. 6, p. 1105–1114, 2005. DOI: [10.1111/j.1365-2664.2005.01098.x](https://doi.org/10.1111/j.1365-2664.2005.01098.x). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1365-2664.2005.01098.x>. Acesso em: 15 fev. 2022.

MARMION, Mathieu; PARVIAINEN, Miia; LUOTO, Miska; HEIKKINEN, Risto K.; THUILLER, Wilfried. Evaluation of consensus methods in predictive species distribution modelling. **Diversity and Distributions**, [S. l.], v. 15, n. 1, p. 59–69, 2009. DOI: [10.1111/j.1472-4642.2008.00491.x](https://doi.org/10.1111/j.1472-4642.2008.00491.x). Disponível em:

<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1472-4642.2008.00491.x>. Acesso em: 10 jan. 2023.

MAYNARD SMITH, John. **Games, sex, and evolution**. New York: Harvester-Wheatsheaf, 1988.

MCCARTNEY, Kevin R.; KUMAR, Sunil; SING, Sharlene E.; WARD, Sarah M. Using invaded-range species distribution modeling to estimate the potential distribution of *Linaria* species and their hybrids in the U.S. northern Rockies. **Invasive Plant Science and Management**, [S. l.], v. 12, n. 02, p. 97–111, 2019. DOI: [10.1017/inp.2019.15](https://doi.org/10.1017/inp.2019.15). Disponível em:

https://www.cambridge.org/core/product/identifier/S1939729119000154/type/journal_article. Acesso em: 10 jan. 2023.

MUSCATELLO, Angela; ELITH, Jane; KUJALA, Heini. How decisions about fitting species distribution models affect conservation outcomes. **Conservation Biology**, [S. l.], v. 35, n. 4, p. 1309–1320, 2021. DOI: [10.1111/cobi.13669](https://doi.org/10.1111/cobi.13669). Disponível em:

<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/cobi.13669>. Acesso em: 10 fev. 2022.

NAIMI, Babak; ARAÚJO, Miguel B. sdm: a reproducible and extensible R platform for species distribution modelling. **Ecography**, [S. l.], v. 39, n. 4, p. 368–375, 2016. DOI: [10.1111/ecog.01881](https://doi.org/10.1111/ecog.01881). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/ecog.01881>. Acesso em: 10 jan. 2023.

NAIMI, Babak; HAMM, Nicholas A. S.; GROEN, Thomas A.; SKIDMORE, Andrew K.; TOXOPEUS, Albertus G. Where is positional uncertainty a problem for species distribution modelling? **Ecography**, [S. l.], v. 37, n. 2, p. 191–203, 2014. DOI: [10.1111/j.1600-0587.2013.00205.x](https://doi.org/10.1111/j.1600-0587.2013.00205.x). Disponível em:

<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1600-0587.2013.00205.x>. Acesso em: 10 jan. 2023.

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: Ecological niche modelling of poorly known viverrids. **Diversity and Distributions**, [S. l.], v. 13, n. 6, p. 890–902, 2007. DOI: [10.1111/j.1472-4642.2007.00392.x](https://doi.org/10.1111/j.1472-4642.2007.00392.x). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1472-4642.2007.00392.x>. Acesso em: 31 out. 2022.

PEARSON, Richard G.; RAXWORTHY, Christopher J.; NAKAMURA, Miguel; TOWNSEND PETERSON, A. ORIGINAL ARTICLE: Predicting species distributions from small numbers of occurrence records: a test case using cryptic geckos in Madagascar: Predicting species distributions with low sample sizes. **Journal of Biogeography**, [S. l.], v. 34, n. 1, p. 102–117, 2006. DOI: [10.1111/j.1365-2699.2006.01594.x](https://doi.org/10.1111/j.1365-2699.2006.01594.x). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1365-2699.2006.01594.x>. Acesso em: 10 jan. 2023.

Penelope obscura Temminck, 1815 in GBIF Secretariat (2022). GBIF Backbone Taxonomy. Checklist dataset <https://doi.org/10.15468/39omei> acesso via GBIF.org em: 10 jan. 2023.

PETERSON, A. Townsend (ORG.). **Ecological niches and geographic distributions**. Princeton, N.J: Princeton University Press, 2011.

PETERSON, A. Townsend; SOBERÓN, Jorge. Species Distribution Modeling and Ecological Niche Modeling: Getting the Concepts Right. **Natureza & Conservação**, [S. l.], v. 10, n. 2, p. 102–107, 2012. DOI: [10.4322/natcon.2012.019](https://doi.org/10.4322/natcon.2012.019). Disponível em: <http://doi.editoracubo.com.br/10.4322/natcon.2012.019>. Acesso em: 24 maio. 2022.

PHILLIPS, Steven J.; DUDÍK, Miroslav; ELITH, Jane; GRAHAM, Catherine H.; LEHMANN, Anthony; LEATHWICK, John; FERRIER, Simon. Sample selection bias and presence-only distribution models: implications for background and pseudo-absence data. **Ecological Applications**, [S. l.], v. 19, n. 1, p. 181–197, 2009. DOI: [10.1890/07-2153.1](https://doi.org/10.1890/07-2153.1). Disponível em: <http://doi.wiley.com/10.1890/07-2153.1>. Acesso em: 25 maio. 2022.

PINTO-LEDEZMA, Jesús N.; CAVENDER-BARES, Jeannine. Predicting species distributions and community composition using satellite remote sensing predictors. **Scientific Reports**, [S. l.], v. 11, n. 1, p. 16448, 2021. DOI: [10.1038/s41598-021-96047-7](https://doi.org/10.1038/s41598-021-96047-7). Disponível em: <https://www.nature.com/articles/s41598-021-96047-7>. Acesso em: 7 fev. 2022.

PROOSDIJ, André S. J.; SOSEF, Marc S. M.; WIERINGA, Jan J.; RAES, Niels. Minimum required number of specimen records to develop accurate species distribution models. **Ecography**, [S. l.], v. 39, n. 6, p. 542–552, 2016. DOI: [10.1111/ecog.01509](https://doi.org/10.1111/ecog.01509). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/ecog.01509>. Acesso em: 15 fev. 2022.

QIN, Aili; LIU, Bo; GUO, Quanshui; BUSSMANN, Rainer W.; MA, Fanqiang; JIAN, Zunji; XU, Gexi; PEI, Shunxiang. Maxent modeling for predicting impacts of climate change on the potential distribution of *Thuja sutchuenensis* Franch., an extremely endangered conifer from southwestern China. **Global Ecology and Conservation**, [S. l.], v. 10, p. 139–146, 2017. DOI: [10.1016/j.gecco.2017.02.004](https://doi.org/10.1016/j.gecco.2017.02.004). Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2351989416301470>. Acesso em: 10 jan. 2023.

RAES, Niels. Partial versus Full Species Distribution Models. **Natureza & Conservação**, [S. l.], v. 10, n. 2, p. 127–138, 2012. DOI: [10.4322/natcon.2012.020](https://doi.org/10.4322/natcon.2012.020). Disponível em: <http://doi.editoracubo.com.br/10.4322/natcon.2012.020>. Acesso em: 3 jan. 2023.

RAES, Niels; AGUIRRE-GUTIÉRREZ, Jesús. A Modeling Framework to Estimate and Project Species Distributions in Space and Time. *Em*: **Mountains, Climate and Biodiversity**. 1st. ed. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2018.

RONDININI, Carlo; WILSON, Kerrie A.; BOITANI, Luigi; GRANTHAM, Hedley; POSSINGHAM, Hugh P. Tradeoffs of different types of species occurrence data for use in systematic conservation planning: Species data for conservation planning. **Ecology Letters**, [S. l.], v. 9, n. 10, p. 1136–1145, 2006. DOI: [10.1111/j.1461-0248.2006.00970.x](https://doi.org/10.1111/j.1461-0248.2006.00970.x). Disponível em:

em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1461-0248.2006.00970.x>. Acesso em: 15 fev. 2022.

SENAY, Senait D.; WORNER, Susan P.; IKEDA, Takayoshi. Novel Three-Step Pseudo-Absence Selection Technique for Improved Species Distribution Modelling. **PLoS ONE**, [S. l.], v. 8, n. 8, p. e71218, 2013. DOI: [10.1371/journal.pone.0071218](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0071218). Disponível em: <https://dx.plos.org/10.1371/journal.pone.0071218>. Acesso em: 10 jan. 2023.

SHCHEGLOVITOVA, Mariya; ANDERSON, Robert P. Estimating optimal complexity for ecological niche models: A jackknife approach for species with small sample sizes. **Ecological Modelling**, [S. l.], v. 269, p. 9–17, 2013. DOI: [10.1016/j.ecolmodel.2013.08.011](https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2013.08.011). Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0304380013004043>. Acesso em: 24 maio. 2022.

SILLERO, Neftalí; ARENAS-CASTRO, Salvador; ENRIQUEZ-URZELAI, Urtzi; VALE, Cândida Gomes; SOUSA-GUEDES, Diana; MARTÍNEZ-FREIRÍA, Fernando; REAL, Raimundo; BARBOSA, A. Márcia. Want to model a species niche? A step-by-step guideline on correlative ecological niche modelling. **Ecological Modelling**, [S. l.], v. 456, p. 109671, 2021. DOI: [10.1016/j.ecolmodel.2021.109671](https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2021.109671). Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0304380021002301>. Acesso em: 31 out. 2022.

SILLERO, Neftalí; BARBOSA, A. Márcia. Common mistakes in ecological niche models. **International Journal of Geographical Information Science**, [S. l.], v. 35, n. 2, p. 213–226, 2021. DOI: [10.1080/13658816.2020.1798968](https://doi.org/10.1080/13658816.2020.1798968). Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/13658816.2020.1798968>. Acesso em: 24 maio. 2022.

SOBERON, Jorge; PETERSON, A. Townsend. Interpretation of Models of Fundamental Ecological Niches and Species' Distributional Areas. **Biodiversity Informatics**, [S. l.], v. 2, n. 0, 2005. DOI: [10.17161/bi.v2i0.4](https://doi.org/10.17161/bi.v2i0.4). Disponível em: <https://journals.ku.edu/jbi/article/view/4>. Acesso em: 3 jan. 2023.

SPIERS, Joshua A.; OATHAM, Michael P.; ROSTANT, Luke V.; FARRELL, Aidan D. Applying species distribution modelling to improving conservation based decisions: a gap analysis of Trinidad and Tobago's endemic vascular plants. **Biodiversity and Conservation**, [S. l.], v. 27, n. 11, p. 2931–2949, 2018. DOI: [10.1007/s10531-018-1578-y](https://doi.org/10.1007/s10531-018-1578-y). Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s10531-018-1578-y>. Acesso em: 10 jan. 2023.

TESSAROLO, Geiziane; RANGEL, Thiago F.; ARAÚJO, Miguel B.; HORTAL, Joaquín. Uncertainty associated with survey design in Species Distribution Models. **Diversity and Distributions**, [S. l.], v. 20, n. 11, p. 1258–1269, 2014. DOI: [10.1111/ddi.12236](https://doi.org/10.1111/ddi.12236). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/ddi.12236>. Acesso em: 31 out. 2022.

THIBAUD, Emeric; PETITPIERRE, Blaise; BROENNIMANN, Olivier; DAVISON, Anthony C.; GUISAN, Antoine. Measuring the relative effect of factors affecting species distribution model predictions. **Methods in Ecology and Evolution**, [S. l.], v. 5, n. 9, p.

947–955, 2014. DOI: [10.1111/2041-210X.12203](https://doi.org/10.1111/2041-210X.12203). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/2041-210X.12203>. Acesso em: 31 out. 2022.

THUILLER, Wilfried. Patterns and uncertainties of species' range shifts under climate change: SPECIES' RANGE SHIFTS. **Global Change Biology**, [S. l.], v. 10, n. 12, p. 2020–2027, 2004. DOI: [10.1111/j.1365-2486.2004.00859.x](https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2004.00859.x). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1365-2486.2004.00859.x>. Acesso em: 10 jan. 2023.

TRAN, Dung Van; VU, Thinh Tien. Combining species distribution modeling and distance sampling to assess wildlife population size: A case study with the northern yellow-cheeked gibbon (*Nomascus annamensis*). **American Journal of Primatology**, [S. l.], v. 82, n. 9, 2020. DOI: [10.1002/ajp.23169](https://doi.org/10.1002/ajp.23169). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/ajp.23169>. Acesso em: 24 maio. 2022.

WICKHAM, Hadley; FRANÇOIS, Romain; HENRY, Lionel; MÜLLER, Kirill; RSTUDIO. **dplyr: A Grammar of Data Manipulation**. , 2022. Disponível em: <https://CRAN.R-project.org/package=dplyr>. Acesso em: 10 jan. 2023.

WICKHAM, Hadley; GIRLICH, Maximilian; RSTUDIO. **tidyr: Tidy Messy Data**. , 2022. Disponível em: <https://CRAN.R-project.org/package=tidyr>. Acesso em: 10 jan. 2023.

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**, [S. l.], v. 14, n. 5, p. 763–773, 2008. DOI: [10.1111/j.1472-4642.2008.00482.x](https://doi.org/10.1111/j.1472-4642.2008.00482.x). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1472-4642.2008.00482.x>. Acesso em: 10 jan. 2023.

WISZ, Mary S.; GUISAN, Antoine. Do pseudo-absence selection strategies influence species distribution models and their predictions? An information-theoretic approach based on simulated data. **BMC Ecology**, [S. l.], v. 9, n. 1, p. 8, 2009. DOI: [10.1186/1472-6785-9-8](https://doi.org/10.1186/1472-6785-9-8). Disponível em: <http://bmcecol.biomedcentral.com/articles/10.1186/1472-6785-9-8>. Acesso em: 10 jan. 2023.

ZANIEWSKI, A. Elizabeth; LEHMANN, Anthony; OVERTON, Jacob McC. Predicting species spatial distributions using presence-only data: a case study of native New Zealand ferns. **Ecological Modelling**, [S. l.], v. 157, n. 2–3, p. 261–280, 2002. DOI: [10.1016/S0304-3800\(02\)00199-0](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(02)00199-0). Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0304380002001990>. Acesso em: 24 maio. 2022.