



**MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PIAUÍ
CAMPUS SENADOR HELVÍDIO NUNES DE BARROS – CSHNB
CURSO DE LICENCIATURA EM CIÊNCIAS BIOLÓGICAS**



EUZÉBIO LEONARDO DA SILVA

MODELAGEM DE NICHOS ECOLÓGICOS: UMA REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

**PICOS-PI
2021**

EUZÉBIO LEONARDO DA SILVA

MODELAGEM DE NICHOS ECOLÓGICOS: UMA REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao curso de Licenciatura em Ciências Biológicas da Universidade Federal do Piauí, *Campus* Senador Helvídio Nunes de Barros, como requisito parcial para a obtenção do grau de Licenciado em Ciências Biológicas.

Orientador: Prof. Dra. Wáldima Alves da Rocha

PICOS-PI

2021

FICHA CATALOGRÁFICA
Universidade Federal do Piauí
Campus Senador Helvídio Nunes de Barros
Biblioteca Setorial José Albano de Macêdo
Serviço de Processamento Técnico

S586m Silva, Euzébio Leonardo da

Modelagem de nicho ecológico: uma revisão bibliográfica / Euzébio Leonardo da Silva – 2021.

Texto digitado

Indexado no catálogo *online* da biblioteca José Albano de Macêdo - CSHNB

Aberto a pesquisadores, com as restrições da Biblioteca

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Universidade Federal do Piauí, Licenciatura Plena em Ciências Biológicas, Picos-PI, 2021.

“Orientadora: Dra. Wáldima Alves da Rocha”

1. Modelagem de nicho ecológico-Revisão bibliográfica. 2. Nicho ecológico.
3. Algoritmos. I. Rocha, Wáldima Alves da. II. Título.

CDD 577

EUZÉBIO LEONARDO DA SILVA

MODELAGEM DE NICHOS ECOLÓGICO: UMA REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao curso de Licenciatura em Ciências Biológicas da Universidade Federal do Piauí, *Campus* Senador Helvídio Nunes de Barros, como requisito parcial para a obtenção do grau de Licenciado em Ciências Biológicas.

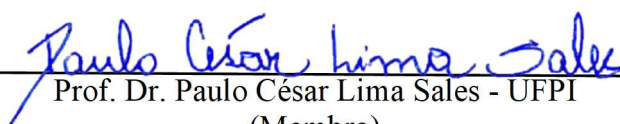
Orientador: Prof. Dra. Wáldima Alves da Rocha

Aprovado em 01 de fevereiro de 2021.

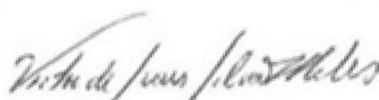
BANCA EXAMINADORA



Prof. Dra. Wáldima Alves da Rocha - UFPI
(Orientadora)



Prof. Dr. Paulo César Lima Sales - UFPI
(Membro)



Prof. Dr. Victor de Jesus Silva Meireles
Universidade Federal do Piauí – UFPI

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente à Deus por me conduzir até aqui. Agradeço a minha família especialmente meus pais Eulália Josefa da Silva e Leonardo Pedro da Silva por todo o apoio e força ao longo do curso, que sempre estiveram ao meu lado me motivando sempre que pensei em desistir. A minhas irmãs DeJane Rita da Silva, Dejanir Rita da Silva e Eulárisse Eulália da Silva por sempre me ajudarem da forma que podiam, principalmente com palavras de incentivo e motivacionais. Principalmente agradeço a minha namorada Romilda Reneuda de Araújo que me incentivou a encerrar esse desafio que é a Universidade e que sempre acreditou na minha capacidade, mesmo quando eu duvidei. Meus agradecimentos também para todos os meus amigos que sempre estiveram comigo no decorrer dessa caminhada e para todos os meus professores que contribuíram significativamente com a minha formação e para todas aquelas pessoas que de alguma forma acreditaram no meu potencial e que estiveram me incentivando ao longo desta fase acadêmica.

RESUMO

O presente trabalho consiste numa revisão bibliográfica sobre os modelos de distribuição de espécies. Técnicas de análises ambientais que recentemente tem crescido significativamente, nos proporcionado dados acerca da distribuição geográfica das espécies e nos permitindo realizar inúmeras estimativas a respeito de como as espécies respondem as variações climáticas. Contudo, a maioria no momento de modelar ignoram os principais aspectos metodológicos do processo de modelagem, assim como, as falhas as quais as técnicas de modelagem estão sujeitas a sofrerem ao longo de seu processo, falhas estas que acabam ocasionando interpretações erradas sobre os resultados dos modelos gerados e inviabilizando o objetivo da pesquisa em questão. Tendo em vista tais erros, com este estudo objetivasse fornecer um embasamento teórico a respeito das técnicas de modelagem e de seus aspectos conceituais e metodológicos, além de destacar as principais aplicações destas ferramentas na no meio científico. Para o desenvolvimento desta pesquisa foram realizadas buscas por artigos, TCCs, Teses, Dissertações, e revistas científicas relacionados ao processo de modelagem de nicho ecológico. Utilizado os seguintes termos: Modelos de Nicho Ecológico, Modelagem de Adequabilidade Ambiental, Modelos de Distribuição de Espécies, Variáveis Ambientais, Algoritmos, Bancos de Dados Biológicos e Biodiversidade. Foram selecionados 28 trabalhos científicos para serem analisados seguindo critérios de inclusão e exclusão. Após sua seleção, os trabalhos foram analisados e comparados, considerando os aspectos metodológicos, conceituais e aplicações da modelagem e utilizados na elaboração da discussão deste trabalho. Conclui-se que os modelos de nicho ecológico têm avançados consideravelmente ao longo dos anos e, mesmo com a atual pandemia ocasionada pelo novo coronavírus, as publicações fazendo alusão a modelagem são frequentes na literatura. Assim como, os avanços técnicos e estatísticos associados ao desenvolvimento dos modelos. Desse modo, ressaltar os conhecimentos técnicos, metodológicos e as aplicações nas quais as técnicas de modelagem podem ser aplicadas é de extrema importância visto o papel preponderante que estas ações desempenham no processo de gerar e interpretar os resultados dos modelos.

Palavras-chave: Revisão bibliográfica. Modelagem de nicho ecológico. Nicho ecológico. Algoritmos.

ABSTRACT

The present work consists of a bibliographic review on species distribution models. Environmental analysis techniques that have recently grown significantly, have provided us with data on the geographical distribution of species and allowed us to make numerous estimates on how species respond to climate variations. However, most of them ignore the main methodological aspects of the modeling process, as well as the flaws that the modeling techniques are subject to throughout their process, which end up causing misinterpretations about the results of the models generated and making the objective of the research in question unfeasible. In view of these errors, this study aimed to provide a theoretical basis regarding the modeling techniques and their conceptual and methodological aspects, in addition to highlighting the main applications of these tools in the scientific environment. For the development of this research were conducted searches for articles, TCCs, Theses, Dissertations, and scientific journals related to the process of ecological niche modeling. The following terms were used: Ecological Niche Models, Environmental Adequacy Modeling, Species Distribution Models, Environmental Variables, Algorithms, Biological Databases and Biodiversity. 28 scientific papers were selected to be analyzed following inclusion and exclusion criteria. After their selection, the works were analyzed and compared, considering the methodological aspects, concepts and applications of modeling and used in the preparation of the discussion of this work. It is concluded that ecological niche models have advanced considerably over the years and, even with the current pandemic caused by the new coronavirus, publications alluding to modeling are frequent in the literature. As well, technical and statistical advances associated with the development of models. Thus, highlighting technical and methodological knowledge and the applications in which modeling techniques can be applied is extremely important, given the predominant role that these actions play in the process of generating and interpreting the results of the models.

Keywords: Bibliographical review. Ecological niche modeling. Ecological niche. Algorithms.

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

Arctos – Solução de gerenciamento de coleção colaborativa

BIOCLIM – Envelope bioclimático

BAM – Biótico, abiótico e mobilidade

BRT - Árvores de regressão impulsionadas

ENFA – Análise de fator de nicho ecológico

GARP - Algoritmo genético

GBIF - Sistema Global de Informação sobre Biodiversidade

GDS-SS - Modelo de dissimilaridade generalizado para apenas uma espécie

GAM - Modelos Aditivos Generalizados

GLM - Modelos Lineares Generalizados

GNSS - Sistemas globais de navegação por satélite

RF – Florestas aleatórias

SDM - Modelos de distribuição de espécies

SVM – Máquina de vetores de suporte

PCA - Análise de Componentes Principais

MAXENT – Máxima entropia

VertNet - Bancos de dados distribuídos com backbone

NNETW - Redes neurais

TCC – Trabalho de conclusão de curso

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	03
2. METODOLOGIA.....	06
3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	08
3.1. Modelagem de nicho ecológico.....	08
3.2. Processo da modelagem de nicho ecológico.....	08
Passo 1: Definição do problema.....	08
Passo 2: Tratamento dos pontos de ocorrência.....	09
Passo 3: Tratamentos dos dados ambientais.....	09
Passo 4: Análise da viabilidade dos dados.....	09
Passo 5: Escolha do algoritmo.....	10
Passo 6: Definição dos parâmetros.....	10
Passo 7: Geração do modelo.....	10
Passo 8: Pós-Análise automática.....	11
Passo 9: Validação pelos pesquisadores.....	11
3.3. Pontos de ocorrências.....	11
3.4. Preditores ambientais.....	14
3.4.1. Escalas espaciais e resoluções.....	16
3.5. Algoritmos.....	17
3.5.1. Algoritmos de distâncias ambientais.....	18
3.5.2. Algoritmos: GLM e GAM.....	19
3.5.3. Algoritmo: (GDS-SS).....	20
3.5.4. Redes neurais artificiais.....	20

3.5.5. Algoritmo: Árvores de regressão impulsionadas (BRT).....	21
3.5.6. Algoritmo genético.....	21
3.5.7. Algoritmo de máxima entropia.....	22
3.6. Medidas de desempenho.....	23
3.7. Nicho ecológico.....	25
3.8. Aplicações.....	31
3.9. Avanços nos SDM.....	31
3.9.1. Ciência do cidadão.....	32
3.9.2. Nichos ecológicos e espécies virtuais.....	32
4. RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	34
5. CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	45
REFERÊNCIAS.....	46

1 INTRODUÇÃO

A problemática ambiental consiste numa temática frequentemente discutida no cotidiano nos mais variados espaços. Entre os temas motivos de discussões neste campo temos a biodiversidade, que inclui a extinção das espécies, como um grande risco ambiental (ROOS, 2012). Em decorrência do avanço no processo de extinção de diversas espécies, oriundos direta ou indiretamente das atividades humanas, é preciso conseguir prever, de forma segura, de que modo se encontrarão distribuídos e compostos os diversos sistemas biológicos (PERSONA, 2003).

Neste contexto, nos últimos anos, foram desenvolvidas várias técnicas no ramo da modelagem de distribuição de espécies, com diversos métodos hoje disponíveis (PEARSON; DAWSON, 2003; ELITH *et al.*, 2011), também chamadas de modelos de nicho ecológico, modelos de adequação de habitat, modelos de envelopes bioclimáticos, mapas de gama, modelos de habitat e funções de seleção de recursos (ELITH; GRAHAM, 2009; ELITH; LEATHWICK, 2009; ARAÚJO; PETERSON, 2012).

Os modelagem de distribuição de espécies (SDMs) são ferramentas correlativas que utilizam dados ambientais e/ou geográficos para elucidar os padrões observados de ocorrências de espécies (ELITH; GRAHAM, 2009), estes são mecanismos com amplas aplicações no campo da ecologia, mas fortemente atribuídos à biologia da conservação (CÔRTEZ, 2009; DE MARCO JR.; SIQUEIRA, 2009).

Os modelos de nicho ecológico consistem numa transfiguração de dados primários de presença de espécies em representações gráficas com a distribuição geográfica apontando a possível ocorrência ou não da espécie (MATOS, 2010).

Segundo Elith *et al.* (2006) os modelos buscam oferecer previsões minuciosas sobre as distribuições geográficas das espécies. Para o seu desenvolvimento são utilizados uma gama distinta de algoritmos que relacionam os pontos de ocorrências/presenças ou pontos de ausências das espécies com preditores ambientais selecionados para o estudo para estimar a distribuição potencial da espécie (ELITH *et al.*, 2006; CORRÊA, 2014). Dessa forma, os modelos tem propiciados aos cientistas uma técnica revolucionária para investigar inúmeras indagações em diversos campos como ecologia, evolução e conservação (ELITH *et al.*, 2006).

Frequentemente os modelos de distribuição de espécies são definidos como modelos empíricos, pois apoiam-se em exemplos reais, usados principalmente para projetar gráficos com a ocorrência de indivíduos numa certa região de pesquisa por meio de técnicas estatísticas ou computacionais (IWASHITA, 2008).

Essa técnica tem sido utilizada amplamente para realizar previsões da distribuição de espécies de animais e plantas de ambientes marinhos e terrestres (para exemplos veja, CORTÊS, 2009; DORNELES, 2015; SOARES, 2015; LOBO, 2016). No entanto, de acordo com Elith e Leathwick (2009), as primeiras análises foram desenvolvidas baseadas em vegetais vasculares e animais (vertebrados e invertebrados) de ambientes terrestres; os autores enfatizam ainda que, até recentemente, o uso dos modelos para análise de espécies marinhas e de água doce eram bastante incomuns na literatura e ainda hoje as espécies de solo dificilmente são agregadas nos processos de modelagem de nicho ecológico.

Contudo, nos últimos anos avanços grandemente significativos possibilitaram a produção de modelos de distribuição de espécies cada vez mais complexos, isso devido, especialmente, a imensa quantidade de informações climáticas e ecológicas disponíveis em grandes escalas espaciais, como também o fácil acesso a Sistemas de Informação Geográfica e o grande desenvolvimento tecnológico (TÔRRES; VERCILLO, 2012; BELL; SCHLAEPFER, 2016; ANDERSON *et al.*, 2020).

A aplicação desses modelos, que preveem a distribuição potencial das espécies com base em seus parâmetros ambientais pode contribuir com diversas pesquisas. Entre elas os modelos de nicho podem auxiliar em planejamento e licenciamento ambiental, restauração de habitat, respostas de espécies as mudanças climáticas, manejo de espécies invasoras entre outras (TÔRRES; VERCILLO, 2012).

Em virtude do grande aumento no desenvolvimento dos modelos de nicho ecológico e de sua ampla aplicação em questões ecológicas, além de sua migração para as demais áreas do conhecimento nos últimos anos. O presente estudo tem como objetivo principal: realizar uma revisão bibliográfica a respeito da modelagem de nicho ecológico, como também, apresentar as etapas do processo de modelagem de nicho ecológico e indicar as aplicações dos modelos de nicho ecológico no meio científico.

Assim este trabalho se faz extremamente relevante pois fornece um embasamento teórico acerca dos processos metodológicos, ecológicos e estatísticos que conduzem a produção

dos modelos de nicho ecológico. Como também destaca alguns cuidados que devem ser tomados ao modelar a distribuição de uma espécie, uma vez que, a maioria no momento de modelar ignoram os principais aspectos metodológicos do processo de modelagem, assim como, as falhas as quais as técnicas de modelagem estão sujeitas a sofrerem ao longo de seu processo, falhas estas que acabam ocasionando interpretações erradas sobre os resultados dos modelos gerados e inviabilizando o objetivo da pesquisa em questão.

Desse modo, os pontos aqui abordados podem corroborar para futuras discussões sobre as técnicas de modelagem, além de servir de subsídios posteriormente para consultas para aqueles que pretendem se aventuram no campo da modelagem de nicho ecológico.

2. METODOLOGIA

As pesquisas científicas podem variar amplamente quanto ao tipo e procedimentos utilizados para a sua produção. Neste contexto, esta pesquisa se caracteriza em dois tipos de diferente natureza dentre os principais grupos de pesquisas existentes.

Em princípio, quanto a natureza de seus procedimentos este estudo, configura-se como uma pesquisa bibliográfica por ser desenvolvido a partir de dados pré-existentes, em particular, publicações em periódicos e artigos científicos, TCCs, dissertações, teses etc. Em contrapartida, do ponto de vista, objetivo o presente estudo caracteriza-se como um estudo exploratório, pois este visa fornecer mais dados informativos ao público em relação a uma temática específica: “Modelagem de nicho ecológico”.

Tendo como base o exposto, para atingir o objetivo desse estudo de desenvolver uma revisão bibliográfica sobre as técnicas de modelagem de nicho ecológico, a metodologia utilizada foi realizar uma revisão de literatura, a partir de um levantamento na base de dados on-line Google acadêmico.

Para o desenvolvimento desta revisão efetivou-se uma extensa pesquisa literária nesta plataforma por diversos trabalhos de cunho científico entre os quais cabe destacar; artigos, TCCs, Teses, Dissertações, e revistas científicas, afim de identificar os principais estudos sobre os modelos de nicho ecológico. Para realizar esta busca foram utilizadas as seguintes palavras-chave: Modelos de Nicho Ecológico, Modelagem de Adequabilidade Ambiental, Modelos de Distribuição de Espécies, Variáveis Ambientais, Algoritmos, Bancos de Dados Biológicos e Biodiversidade.

Visando minimizar o viés de informações nesta revisão, e assim, proporcionar informações de extrema relevância relacionados as técnicas dos modelos de nicho ecológico, não foi estipulado um limite de corte temporal na busca pelos trabalhos publicados. Assim como, também não foram estabelecidas restrições quanto ao idioma durante a pesquisa e escolha dos trabalhos aqui mencionados.

Desse modo, ao longo desta pesquisa foram identificados 176 trabalhos, contudo, uma filtragem destes estudos foi realizada baseando-se nos seguintes critérios:

- Inclusão: (i) artigos disponíveis na íntegra (texto completo), (ii) leitura e análise dos títulos, resumos e/ou conclusões dos trabalhos encontrados e (iii) objetivo de estudo das pesquisas.
- Exclusão: todas as pesquisas que não abordarem o processo de modelagem como objetivo de estudo.

3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

3.1. Modelagem de nicho ecológico

A redução efetiva da perda da biodiversidade decorrente das mudanças climáticas requer um entendimento integralizado de como são ordenados os padrões de distribuição das espécies no espaço geográfico e de como estes se modificarão futuramente (BRUN *et al.*, 2020). Para definir tal compreensão, frequentemente, são utilizados os modelos de distribuição de espécies, ferramentas baseadas em diversas teorias a respeito de como as características ambientais dirigem o padrão de distribuição dos organismos (GUISAN; ZIMMERMANN, 2000).

Os SDMs buscam proporcionar estimativas minuciosas das distribuições das espécies associando dados de ocorrência ou abundância dos organismos as variáveis ambientais (ELITH *et al.*, 2006), para determinar possíveis requisitos ambientais sob os quais as espécies possam persistir (ARAÚJO; PETERSON, 2012). Os métodos de modelagem de nicho ecológico alavancaram-se juntamente com avanços metodológicos associados a dados ambientais disponíveis em plataformas digitais (BROTONS *et al.*, 2004).

3.2. Processo da modelagem de nicho ecológico

As técnicas de modelagem consistem numa abordagem complexa que abrange uma série de fases, as quais requer um entendimento multidisciplinar incluindo conhecimentos biológicos, geográficos, climáticos, e manuseio de dados solicitados para o desenvolvimento dos modelos (LACERDA, 2013). Neste contexto, de acordo com Santana *et al.* (2008), o processo de modelagem de nicho ecológico consiste nas seguintes etapas:

Passo 1: Definição do problema

Esta etapa configura-se em determinar o objetivo da modelagem, nela é necessária especificar um conjunto de perguntas que o modelo deve resolver, levando em conta a(s) espécie(s) escolhida(s) para o estudo, a região pesquisada e as dimensões espaciais dos preditores ambientais utilizados na modelagem. O modelo precisa auxiliar o pesquisador a entender as condições ambientais, sugerindo prováveis soluções ou formas de como analisar o problema (SANTANA *et al.*, 2008).

Passo 2: Tratamento dos pontos de ocorrência

Durante a realização deste passo o pesquisador deve preparar os pontos de ocorrências das espécies ou espécie que serão utilizados para modelar sua distribuição (SANTANA *et al.*, 2008). Tendo em vista que, alguns erros relacionados aos pontos podem ocorrer nesta fase, como; erros de digitalização e/ou pontos fora dos limites da área pesquisada. Podemos utilizar ferramentas de georreferenciamento (por exemplo, dicionários geográficos) para posicionar corretamente os pontos de ocorrência das espécies no espaço geográfico (SANTANA *et al.*, 2008).

Passo 3: Tratamentos dos dados ambientais

Esta etapa representa a identificação, obtenção e modificação dos dados ambientais que devem ser utilizados na produção do modelo, geralmente um conjunto de informações climáticas, topográficas e/ou índice de vegetação, preditores ambientais frequentemente no formato de camadas *raster* (SANTANA *et al.*, 2008). Estas camadas correspondem aos dados ambientais disponíveis equivalentes ao nicho ecológico da espécie na região de estudo (RODRIGUES, 2012), exemplos desses parâmetros são temperatura, precipitação, altitude, pH, salinidade entre outros. Dessa forma, essa etapa pode necessitar de procedimentos adicionais, uma vez que, os dados ambientais estão disponíveis em formatos, resoluções, projeções e sistemas de coordenadas georreferenciadas bastante diferentes (PINAYA, 2013).

Passo 4: Análise da viabilidade dos dados

Nesta fase são avaliados as camadas ambientais (dados abióticos) e os pontos de ocorrências (dados bióticos), e analisado se estes dados são o bastante para responder satisfatoriamente as perguntas científicas. Algumas camadas ambientais adquiridas podem não serem úteis, considerando o cenário de modelagem completo e os preditores ambientais e ecológicos da espécie em estudo (SANTANA *et al.*, 2008; PINAYA, 2013). Assim, nesta etapa o modelador deve responder questões como:

- Quais e quantas camadas devem ser usados no desenvolvimento do modelo?
- Quantos pontos de ocorrências são necessários para modelar a distribuição de uma espécie?

Em virtude de tais questões esta consiste na etapa de modelagem mais longa, pois necessita de uma profunda compreensão a respeito destas complexas decisões para prosseguir com o desenvolvimento do modelo (SANTANA *et al.*, 2008).

Passo 5: Escolha do algoritmo

Durante essa etapa é escolhido o algoritmo para modelar a distribuição geográfica da espécie conforme a hipótese científica determinada para o estudo, como todo algoritmo tem seus próprios parâmetros, um grupo de dados abióticos e bióticos pode ser viável em gerar um modelo com um algoritmo, mas não com outro (SANTANA *et al.*, 2008; PINAYA, 2013).

Passo 6: Definição dos parâmetros

Após a escolha do algoritmo, é preciso estabelecer os parâmetros indispensáveis para sua execução. Geralmente, os parâmetros são valores quantitativos/numéricos de entrada dos algoritmos, usados para controlar alguns procedimentos do algoritmo durante o desenvolvimento do modelo. Cada algoritmos possui parâmetros específicos, não podendo ser generalizado as suas aplicações. Desse modo, uma seleção errada dos parâmetros pode gerar um modelo totalmente distinto do que realmente deveria ser; assim, é seriamente aconselhável o entendimento de cada parâmetro durante o processo de modelagem (SANTANA *et al.*, 2008).

Passo 7: Geração do modelo

Nesta fase, o pacote de software escolhido efetua o experimento utilizando as informações de entrada cedidas ao algoritmo e, seguidamente produz um modelo. Ao contrário de outros pacotes software que fornecem somente um algoritmo para executar o processo de modelagem, o openModeller disponível em <http://openmodeller.sourceforge.net/> (ASHRAF *et al.*, 2017), pode produzir uma série de modelos com diferentes algoritmos para um mesmo experimento, também alterando os parâmetros, o openModeller possibilita gerar diferentes modelos utilizando um único algoritmo (SANTANA *et al.*, 2008).

Pacotes de software utilizados em análises biogeográficas em sua maioria estão disponíveis somente em pacotes R, que são complexos para serem usados por biólogos ou demais especialistas que não possuem domínio da linguagem de programação (OLIVEIRA *et al.*, 2019).

Uma alternativa para gerar modelos de nicho, é o software BioDinamica, que não necessita de linhas de comando para modelar, basta configurar os parâmetros do programa fazendo a edição e visualizando as janelas de entrada e saída (OLIVEIRA *et al.*, 2019). Outro software que não requer linhas de comando, é o openModeller Desktop uma versão mais simples do openModeller que possibilita ao pesquisador gerar modelos de distribuição de espécies sem efetuar linguagem de programação (SUTTON; GIOVANNI; FERREIRA, 2007).

Passo 8: Pós-Análise automática

Essa etapa corresponde em avaliar se os modelos produzidos são adequados para a espécie. Podendo ser usados métodos estatísticos para medir a precisão do modelo gerado. Por exemplos, utilizando medidas estatísticas, os registros de presença e/ou ausência não incluídos no desenvolvimento do modelo podem ser usados para validar a sua precisão (SANTANA *et al.*, 2008).

Passo 9: Validação pelos pesquisadores

Nesta fase o pesquisador decide se o modelo gerado é aceitável ou não. Com base em seus conhecimentos sobre a espécie, sua fisiologia e sua distribuição (PINAYA, 2013). Caso o modelo seja aceito pelo pesquisador, o processo é encerrado. Se não for, o processo de modelagem deve ser retomado novamente parcial ou completamente, até a obtenção de um resultado satisfatório (SANTANA *et al.*, 2008).

Neste procedimento os pontos de ocorrência representam as regiões nas quais as espécies estão presentes e os pontos de ausências correspondem às áreas estudadas em que as espécies não foram documentadas, todos estes dados precisam estar disponíveis no formato de coordenadas georreferenciadas, assim como, as informações ambientais que resume as propriedades ecológicas das espécies como (temperatura, umidade, precipitação, entre outras) que são exibidas no formato de camadas (*layers*) levando em conta o espaço característico em estudo (SANTANA, 2009; STANGE *et al.*, 2009). Neste processo os algoritmos utilizam estas informações para realizar buscas por regiões com requisitos ambientais similarmente adequados para a ocorrência da espécie em estudo (SIQUEIRA, 2005; SOBERÓN; PETERSON, 2005).

3.3. Pontos de ocorrências

Segundo Oliveira (2017), a obtenção dos registros de ocorrências da espécie ou do conjunto de espécies usadas na pesquisa, consiste no passo inicial para se aplicar os modelos de distribuição de espécies.

Para Zizka *et al.* (2020), as informações acerca da distribuição de espécies disponíveis ao público se converteram num recurso fundamental em pesquisa sobre a biodiversidade, incluindo estudos em ecologia, biogeografia, sistematização e biologia da conservação. Estes estudos precisam de pontos de ocorrências de espécies seguros para serem desenvolvidos, os quais podem ser obtidos a partir de diversas fontes (PENDER *et al.*, 2019; GADELHA JR *et al.*, 2020). Contudo, a obtenção dos pontos de ocorrências pode ser uma atividade mais difícil do que se esperar, visto que, nem todas as espécies possuem dados disponíveis em plataformas digitais (OLIVEIRA, 2017).

Neste contexto, Guralnick, Hill e Lane (2007), destacam a insuficiências de informações disponíveis online sobre as ocorrências das espécies, como um dos grandes entraves em relação ao conhecimento da biodiversidade. Segundo os autores, apesar que, cada vez mais pontos de ocorrências de espécies veem sendo obtidos continuamente, encontrar dados de ocorrências passadas ou presentes para qualquer estudo continua sendo uma tarefa bastante difícil, a não ser registros de espécies bem estudadas que ocorrem em áreas bem estudadas.

Para simplificar o gerenciamento e melhorar o acesso a esses dados, grande parte das instituições organizam estas informações em planilhas digitais e/ou em sistemas de banco de dados relacionais, juntamente com referências aos espécimes físicos a que se referem (GADELHA JR *et al.*, 2020).

Desse modo, os pontos de ocorrências de espécies podem ser adquiridos por meio de coleções científicas, museus, literatura científica especializada, bancos de dados online ou podem ser cedidos por pesquisadores em campo. Entre as principais bases de dados de biodiversidade disponíveis online estão; o GBIF (Global Biodiversity Information Facility, www.gbif.org), SpeciesLink (www.splink.cria.org.br) (DALAPICOLLA, 2016; OLIVEIRA, 2017), o VertNet (VertNet: Distributed Databases With Backbone, <http://vertnet.org/>), e o Arctos (Collaborative Collection Management Solution, <http://arctos.database.museum/>) (DALAPICOLLA, 2016).

Dentre estes bancos de dados digitais o Global Biodiversity Information Facility (GBIF) é o maior portal online de informação biológica, uma estrutura global que ultrapassa

um bilhão de registros de ocorrências georreferenciados sobre a biodiversidade publicados de forma gratuita por diversas instituições de todo o mundo (<https://www.gbif.org>) (PENDER *et al.*, 2019; GADELHA JR *et al.*, 2020). Especialmente dados digitais de coleções de museus e herbários, além de observações científicas dos cidadãos que tem crescido radicalmente nos últimos anos (ZIZKA *et al.*, 2020).

No entanto, a utilização desses dados para estimar a biodiversidade pode acarretar diversos problemas entre eles, Troudet *et al.* (2017), destacam a incerteza quanto aos registros de ocorrências obtidos dos bancos de dados representar de fato a espécie em estudo, enfatizando assim a ocorrência de um viés taxonômico nesses dados.

Uma abordagem alternativa para superar essa questão é buscar pontos de ocorrências em bases de dados que proporcionem uma visualização gráfica e/ou determinadores. Caso esses dados sejam insuficientes para o processo de modelagem, ou se for preciso uma amostra mais ampla de ocorrências, uma alternativa sugerida para qualquer espécime a ser modelada, é efetuar uma pesquisa em periódicos especializados que possuam informações do espécime (espécie, gênero e/ou grupo de organismo) de interesse para adquirir mais pontos de ocorrências (OLIVEIRA, 2017). Mesmo que, as bases de dados obtenham confiabilidade, nada garante que o pesquisador possua informações taxonômicas claras e completamente seguras acerca das ocorrências dos espécimes, contudo esse processo reduz as chances de lidar com um conjunto de dados de ocorrências amplamente enviesados (OLIVEIRA, 2017).

Outro erro frequente, com os dados de ocorrência consiste em vieses de amostragem. De acordo com Jarnevich *et al.* (2015), geralmente, o registro de amostra é limitado espacial e/ou temporalmente à um subconjunto de pontos potenciais de espécies., ou seja, representam uma pequena fração da verdadeira distribuição no tempo e no espaço dos organismos. Desse modo, um conjunto de amostra que não abrange toda a amplitude da espécie ou população alvo, pode conduzir ao enviesamento dos dados de ocorrências, viés este que influenciará diretamente no resultado final do modelo produzido.

Segundo os mesmos autores, os locais não devem representar apenas a distribuição espacial da espécie, como também os preditores ambientais sobre os quais a espécie ocorre. Nesse sentido,

Um determinado "local de presença" pode ocorrer em um habitat moderadamente adequado ou pode representar o uso temporário de um habitat inadequado, ainda que

sejam modelos de distribuição de espécies geralmente tratam todos os locais como sendo igualmente adequados com a suposição de que os locais representam populações viáveis (JARNEVICH *et al.*, 2015, p.2).

Contudo, erros nos registros de ocorrências podem ter diversas fontes, entre estas, erros na transferência de dados das planilhas de campo para bancos de dados eletrônicos, erros de arredondamento, falha em especificar o datum geográfico (o tamanho e a forma da terra e a origem e orientação do sistema de coordenada usados para mapear a terra) usados para medir a localização geográfica e georreferenciamento retrospectivo de descrições de localidades imprecisas (WIECZOREK; GUO; HIJMANS, 2004; BARRY; ELITH, 2006).

Wieczored *et al.* (2004), associam estas falhas à antigos erros de georreferenciamento realizado a partir de informações textuais de suas regiões. No entanto, também devemos considerar os erros posicionais oriundos de dados georreferenciados (pontos de ocorrências) utilizando modernos sistemas globais de navegação por satélite (GNSS). O erro posicional em dados GNSS pode ter várias fontes, entre elas, uso de tecnologia desatualizada, má recepção do sinal de satélite ou pelo processamento de dados (GÁBOR *et al.*, 2019).

Dessa forma, para evitar estes tipos de erros, o pesquisador pode utilizar instrumentos de georreferenciamento, por exemplo o (BioGeomancer), para realizar a correção dos pontos de ocorrências no espaço geográfico. Todos os registros de ocorrências ou ausências usados na modelagem devem estar no formato de coordenadas georreferenciadas, pois, a quantidade de pontos, assim como, sua qualidade e distribuição estão fortemente associados com o poder do modelo predizer de forma segura a distribuição da espécie (SANTANA *et al.*, 2008).

3.4. Preditores ambientais

Após a preparação dos dados de ocorrências, segue-se a seleção dos preditores ambientais que serão utilizados no processo de modelagem. Essa fase pode parecer comum em comparação com a coleta dos pontos de ocorrências, visto que, de um ponto de vista teórico se trata de uma etapa intuitiva e por isso não requer uma grande atenção, no entanto, isso é não é verdade (OLIVEIRA, 2017). Os preditores devem ser coletados, cuidadosamente, pois eles representarão as restrições fisiológicas das espécies a seus respectivos nichos.

Os modelos de nicho ecológico utilizam variáveis preditivas para representar as relações espécie-ambiente. Austin (1980), propôs três tipos de gradientes/preditores que podem ser agregados aos modelos. Estes são os gradientes diretos, gradientes de recursos e gradientes

indiretos. Gradientes diretos são aqueles que têm uma forte influência fisiológica sobre a distribuição de espécies (temperatura e pH). Gradientes de recursos são baseados em variáveis que são consumidas pelos organismos, como (luz, água e nutrientes). Gradientes indiretos são aqueles em que a variável não tem efeito fisiológico no crescimento ou competição entre os organismos, por exemplo, (altitude, latitude ou longitude). Desse modo, este tipo de gradiente influencia a distribuição das espécies devido a sua correlação com outras variáveis, como temperatura e/ou precipitação.

Entre as variáveis ambientais, os preditores climáticos são muito utilizados na produção dos SDM; em sua maioria porque muitas pesquisas focam nos impactos que o clima exerce sobre a distribuição das espécies, mas também devido a função dominante visível do clima atuando como controle na distribuição das espécies (PEARSON; DAWSON, 2003). Estes preditores podem ser estimados por sensoriamento remoto, interpolados em paisagens através de métodos estatísticos ou físicos, ou gerados pela combinação de diferentes abordagens (WALTARI *et al.*, 2014).

Entre os bancos de dados elas podem ser adquiridas por meio do Worldclim conjunto de variáveis terrestres (HIJMANS *et al.*, 2005; FICK; HIJMANS, 2017) e o Bio-ORACLE que comporta um conjunto de dados ambientais globais para modelagem da distribuição de espécies marinhas (TYBERGHEIN *et al.*, 2012, ASSIS *et al.*, 2018). Frequentemente, pesquisadores usam todas as 19 variáveis do WorldClim (HIJMANS *et al.*, 2005), em decorrência delas estarem disponíveis em grandes resoluções e escalas globais (DALAPICOLLA, 2016).

Contudo, na maioria das vezes existem uma intensa correlação entre as variáveis, desse modo, gerar modelos com todos esses preditores pode comprometer no processo de transferibilidade dos modelos para outros cenários, nos quais as correlações se apresentem diferentes das atuais (passado, futuro ou outra área) (DALAPICOLLA, 2016).

Uma alternativa para evitar tais erros, é selecionar as variáveis ambientais de maior importância para o conjunto de pontos de ocorrências da espécie. Ao contrário de se utilizar todas na produção do modelo, é necessário realizar a escolha das variáveis que são independentes, ou seja, das variáveis que não exercem influências sobre outras variáveis (DALAPICOLLA, 2016). Geralmente para realizar tal tarefa é efetuada uma Análise de Componentes Principais (PCA) para selecionar as variáveis que são mais independentes umas das outras e as que mais contribuem para a distribuição da espécie (DALAPICOLLA, 2016).

A seleção de variáveis é um campo de pesquisa importante. De uma visão prática a seleção de variáveis objetiva estabelecer quais variáveis possui maior poder ou influência em relação a resposta de interesse, ao passo que, de uma visão estatística, consiste num modo de atingir um estado de equilíbrio entre adequação e parcimônia. Ou seja, ao conhecermos de fato um importante subconjunto de covariáveis, a escolha de variáveis permite uma maior interpretação do modelo, assim como melhora a precisão da predição (MARRA; WOOD, 2011).

3.4.1. Escalas espaciais e resoluções

Os fenômenos ecológicos operam sobre um grande conjunto de escalas espaciais e temporais, desse modo, a seleção dessas escalas no processo de criação do modelo é de suma importância (JORGENSEN; FATH, 2011). As escolhas dessas escalas influenciam a complexidade do modelo, uma vez que, resoluções temporais e espaciais precisas, requerem dados mais específicos, maior poder computacional e empenho, o que conduz a uma maior complexidade de implementação e intensifica a incerteza dos modelos (ROSE *et al.*, 2010; PLAGÁNYI *et al.*, 2014).

Nos modelos de distribuição de espécies as escalas são fundamentais para determinar a relação espécie-ambiente e, dependendo do objetivo da pesquisa, os preditores utilizados vão divergir significativamente, por exemplo, para modelar em pequenas escalas espaciais e em topografia complexa os modelos podem fornecer melhores previsões utilizando preditores indiretos (altitude, longitude), enquanto que, para modelar em escalas espaciais mais amplas o uso de preditores diretos (temperatura, umidade) e de recursos devem ser os preferidos para que se obtenha melhores modelos (GUISAN; ZIMMERMANN, 2000; AUSTIN, 2007).

Neste sentido, a escala em que os dados estão disponíveis podem limitar gravemente os objetivos para os quais os dados podem ser utilizados ou estabelecer ressalvas quanto a aplicabilidade dos resultados para o objetivo de pesquisa proposto (AUSTIN, 2007). Segundo Mertes e Jetz (2018), as análises sobre as relações espécie-ambiente também são influenciadas pelo uso de múltiplas escalas (escalas com diferentes dimensões) na produção dos modelos, sendo assim, é recomendável utilizar escalas com as mesmas dimensões para que avaliações de forma segura sejam feitas sobre a relação espécie-ambiente.

Outro fator significativamente importante quanto aos dados ambientais, de acordo com Austin (2007), é a resolução, está controla quais preditores podem ser analisados e quais

processos podem ser hipotetizados para atuar na determinação da distribuição e abundância das espécies.

Fernandez *et al.* (2017), afirma que a produção de modelos de nicho ecológico baseados em resoluções temporais mais finas pode proporcionar modelos melhores e previsões mais precisas da distribuição. Por exemplo, variáveis topográficas robustas (fina) (30m de resolução) quando utilizadas em algoritmos de alto desempenho preditivo (MAXENT) podem fornecer modelos que melhores condizem com o conhecimento biológico da espécie ou grupo de espécie em estudo (veja, SANDOVAL *et al.*, 2020), quando comparadas com variáveis de resoluções mais grosseiras (1 km de resolução).

Em síntese, a teoria ecológica, assim como, evidências empíricas apontam que as relações espécie-ambiente são intensamente dependentes de escala e que o grão de resposta, de análise e da estrutura espacial do ambiente exercem influências interativas e confusas na avaliação e interpretação do ambiente da espécie e distribuições espaciais (MERTES; JETZ, 2018). Portanto, é essencial cuidados na seleção dos dados climáticos e dos pontos de ocorrências especialmente em relação as escalas espaciais e temporais que serão usadas para modelar.

3.5. Algoritmos

Além dos avanços com a disponibilidade de dados de ocorrências e das variáveis ambientais a evolução nas técnicas de modelagem de distribuição de espécies ocorreu com a criação de algoritmos exclusivos para os procedimentos de modelagem de nicho ecológico (GIANNINI *et al.*, 2012). Segundo Medina e Ferting (2006), um algoritmo consiste numa sequência limitada de instruções que devem ser seguidas para solucionar um determinado problema.

Neste contexto, referindo-se aos algoritmos de modelagem de nicho ecológico Favalesso (2018), sugere que estes podem ser agrupados em três tipos de acordo com os dados que utilizam para gerar os modelos: (i) os que usam dados apenas de presença, nos quais incluem o BIOCLIM, DOMAIN e LEVIS (ELITH *et al.*, 2006; XU; HUTCHINSON, 2013; BOOTH *et al.*, 2014), (ii) os que usam tanto dados de presenças quanto dados de ausências, frequentemente, algoritmos de regressão múltipla como os Modelos Lineares Generalizados – GLM e os Modelos Aditivos Generalizados - GAM; (GUISAN; ZIMMERMANN, 2000; THUILLER; ARAÚJO; LAVOREL, 2003) e, (iii) os que usam dados de presença e pseudo-

ausências, uma vez que, não há disponíveis informações sobre as ausências das espécies, alguns algoritmos às simulam utilizando as amostras de fundo (pseudo-ausências), pseudo-ausências são os pontos tomados como ausências, mas que podem não representar todas ausências verdadeiras (LIU; WHITE; NEWELL, 2013), por exemplo, o GARP “Algoritmo Genético” ou a sua versão modificada, nomeada de GARP BestSubsets (PERSONA, 2003; STANGE *et al.*, 2009), Árvores de regressão impulsionadas (BRT), Modelo de dissimilaridade generalizado para apenas uma espécie (GDS-SS), Análise de fator de nicho ecológico (ENFA) (IWASHITA, 2008), Redes neurais artificiais (OZESMI; OZESMI, 1999; OZESMI; TAN; OZESMI, 2006), Máquina de vetores de suporte (SVM) (DRAKE; RANDIN; GUIBAN, 2006), MAXENT “Máxima Entropia” (PHILLIPS *et al.*, 2017) e Florestas aleatórias (RF) (PINTO-LEDEZMA; CAVENDER-BARES, 2020).

3.5.1. Algoritmos de distâncias ambientais

Os modelos gerados com base em algoritmos de distâncias ambientais como a distância euclidiana e distância de Gower, como também os modelos baseados em análises multivariadas como por exemplos, distância Mahalanobis e ENFA admite ter a presença de um ponto ótimo ecológico viável para a permanência de cada espécie, assim como, estipula a teoria de nicho ecológico. Este estabelecido por meio do centro geométrico dos preditores ambientais referentes ao seu espaço ambiental (LIMA-RIBEIRO; DINIZ-FILHO, 2012). “A distância entre esse ótimo estimado e os valores observados para cada célula da grade ambiental para a área geográfica estudada é inversamente relacionada à adequabilidade do ambiente naquele local” (DE MARCO JÚNIOR; SIQUEIRA, 2009).

Distância euclidiana é um algoritmo embasado nos modelos de distância ambiental que calcular o intervalo entre o valor das condições ambientais no ponto de presença e os valores dessas condições no espaço em estudo. Os valores de distância ambiental e de adequação ambiental, são divergentes, ou seja, quanto maior a similaridade entre pontos, menor será a distância ambiental deles. Esse processo é aplicado, geralmente, para fornecer modelos de nicho para espécies com um único registro de ocorrência (SIQUEIRA, 2005).

O método baseia-se na representação das áreas próximas ao ponto de ocorrência para identificar o grau de similaridade em relação aos preditores ambientais empregados no algoritmo. Finalizando o modelo com a exibição dos valores obtidos no espaço geográfico (SIQUEIRA, 2005). Assim, os processos realizados com os algoritmos de distância ambiental,

especificamente, o método de Distância euclidiana possibilita a criação de um envelope esférico entorno do ponto ótimo para a espécie, sendo desse modo, possível analisar o modelo como a exibição dos limites de condições ambientes à que a espécie está exposta, englobando a relação que há, entre as variáveis (DE MARCO JÚNIOR; SIQUEIRA, 2009; OLIVEIRA; CASSEMIRO; 2013).

3.5.2. Algoritmos: GLM e GAM

Os Modelos Lineares Generalizados (GLMs) são técnicas paramétricas que fornecem uma infraestrutura simples para modelar uma grande quantidade de dados, como contagem, proporções ou dados binários (presença/ausência) (SIMPSON, 2018).

Um GLM tem três componentes: (i) uma variável linear, que associa a variável resposta às variáveis explicativas através de (ii) uma função de ligação que relaciona a variável linear ao valor esperado da resposta e (iii) uma estrutura de erro. Geralmente a regressão logística é o método de GLM de modelagem mais usado no processo de modelagem de distribuição de espécies, porque pode considerar um único ponto de presença/ausência da espécie de interesse num ensaio binomial com um tamanho de amostra de 1. Neste tipo de GLM a função de *link* é *logit* e a estrutura de erro é considerada binomial (RUSHTON; ORMEROD; KERBY, 2004).

Uma suposição-chave em qualquer uso de GLM é que os dados usados como variáveis ambientais são adequados (ou seja, são variáveis verdadeiras que determinam o padrão de distribuição das espécies), outra é que a estrutura de erro é adequada para os dados. A primeira dessas suposições torna-se muito importante se as variáveis preditoras usadas para modelar forem apenas substitutas para preditores verdadeiros, como é o caso com dados oriundos de imagens de sensoriamento remoto (RUSHTON; ORMEROD; KERBY, 2004).

Os Modelos Aditivos Generalizados (GAMs) consistem em extensões semiparamétricas dos GLMs, as diferenças são que suas funções são aditivas e seus componentes suaves. Além de que algumas variáveis podem ser modeladas de forma não paramétrica, como também possuem termos lineares e polinomiais para outras variáveis.

Uma fase fundamental na aplicação de GAMs é selecionar o nível adequado de 'mais suave' para uma variável. Isso é melhor efetuado especificando o nível de suavização utilizando o conceito de graus de liberdade efetivos. Um equilíbrio razoável deve ser mantido entre o

número total de observações e o número total de graus de liberdade usados ao ajustar o modelo (soma dos níveis de suavidade usados para cada preditor) (GUISAN; EDWARDS; HASTIE, 2002). Estes, assim como, os GLMs utilizam de funções de ligação para determinar as relações entre a média da variável resposta e a função 'suavizada' das variáveis explicativas (GUISAN; EDWARDS; HASTIE, 2002; SIMPSON, 2018).

3.5.3. Modelo de dissimilaridade generalizado para apenas uma espécie (GDS-SS)

Modelos de dissemelhança generalizada (GDM) consistem em extensões da regressão de matriz desenvolvida especialmente para comportar dois tipos de não linearidade: a relação curvilínea entre distância ecológica e dissimilaridade de composição por meio do uso de Modelos Lineares Generalizados (GLM) com as funções de ligação e variância, e a resposta não linear da comunidade ao longo de preditores ambientais mantidos com funções monotônicas I-splines (FERRIER *et al.*, 2007).

Enquanto que, os modelos de dissimilaridade generalizado para apenas uma espécie (GDS-SS), são extensões dos modelos GDM baseados na comunidade. Diferentes destes, os modelos GDM-SS não incorporam dados da comunidade, sendo assim, parametrizados para modelar espécies individualmente. Os modelos de dissimilaridade generalizado para apenas uma espécie (GDS-SS), são desenvolvidos seguindo duas etapas; a primeira consiste na adequação de funções de suavização aditivas, assim como, os Modelos Aditivos Generalizados – GAM, enquanto que, a segunda etapa configura-se em uma regressão de kernel, incorpora interações modelando distâncias e densidades dentro de um espaço preditor efetivamente multivariado, sem suposições aditivas (ELITH *et al.*, 2006).

3.5.4. Redes Neurais Artificiais

Consistem em técnicas de modelagem baseadas em processos e capacidade de aprendizagem do cérebro. São constituídas por um conjunto de neurônios arranjados em uma ou em diversas camadas. Cada neurônio encontra-se conectado a uma ou várias camadas através de conexões ponderadas, que atuam simulando as sinapses biológicas. Cada neurônio da camada de entrada recebe valores de variáveis independentes. Pesos aleatórios também são dados a esses valores e a soma desses pesos e seus atributos são valores de entrada para a função de ativação. A saída de neurônios da primeira camada atua como entrada para os neurônios da camada seguinte e, assim sucessivamente até que a última camada de neurônios saia da Rede Neural Artificial (RNA) finalizando o procedimento (CARVALHO *et al.*, 2017).

Amplas discussões sobre esta técnica são abordadas nos estudos de (OZESMI; OZESMI, 1999) Uma abordagem de rede neural artificial para modelagem de habitat espacial com interação interespecífica e em (OZESMI; TAN; OZESMI, 2006) Questões metodológicas na construção, treinamento e teste de redes neurais artificiais em aplicações ecológicas.

3.5.5. Algoritmo: Árvores de regressão impulsionadas (BRT)

O BRT consiste numa combinação de árvores de regressão, que pertencem ao grupo de modelos de árvore de decisão e aos métodos de *boosting*, que possibilita aos modeladores criarem uma grande quantidade de modelos de árvore simples e associa-los de forma a buscar o melhor modelo de distribuição que responda aos dados (ELITH; LEATHWICK; HASTIE, 2008). As árvores de regressão são utilizadas por serem boas em selecionar variáveis preditoras importantes e por poderem modelar interações; o *boosting* é usado para solucionar as incertezas inerentes na criação de um único modelo de árvore (ELITH *et al.*, 2006).

O método de BRT consegue ajustar de forma adequada funções complexas, que descrevem a complexidade dos processos ecológicos que dirigem a distribuição das espécies; e podem escolher as variáveis mais importantes em um grupo de variáveis de entrada e, se caso haja, modelar as interações entre estas (ELITH; LEATHWICK; HASTIE, 2008).

Além do mais, o BRT pode operar com variáveis de entrada tanto categóricas quanto contínuas, o BRT integra diversos algoritmos que possibilitam a produção de uma grande quantidade de modelos a partir dos quais o melhor modelo finalmente é obtido. Sendo descrito com bom desempenho preditivo mesmo com poucos pontos de ocorrências (ELITH *et al.*, 2006; ELITH; LEATHWICK; HASTIE, 2008).

3.5.6. Algoritmo genético

Os algoritmos genéticos são um grupo específicos de algoritmos heurísticos baseados em mecanismos evolutivos, como herança genética, mutação, seleção e *crossover*, conforme a Teoria da seleção natural utilizados para solucionar problemas, principalmente em relação à otimização (GARCIA; TASINAFFO, 2009, KUMAR *et al.*, 2010).

Os AGs são métodos estatísticos de busca probabilística amplamente utilizados para achar respostas ótimas para difíceis questões de cunho científico nos mais variados campos do conhecimento, como por exemplo, em biologia, engenharia, ciências da computação e ciências

sociais (KUMAR *et al.*, 2010). Estes estão inseridos entre as técnicas de estatísticas de busca e otimização, mesmo não sendo métodos aleatórios. Os AGs utilizam definições probabilísticas, no entanto, não realizam meras buscas aleatórias. Ao invés disso, eles almejam buscas por regiões no espaço com possibilidade de haver neles pontos ótimos (TANOMARU, 1995).

O GARP opera com dados das condições ambientais e de registros de presença e ausência dos indivíduos, aplicando regras específicas para detectar pontos de referências geográficos e, desse modo, gerar modelos de distribuição de espécies (PERSONA, 2003). O algoritmo faz uso da definição de nicho ecológico para estabelecer uma população e, através desta população, um conjunto de regras são executadas para descrever esse nicho. O algoritmo busca pelo nicho ecológico da espécie avaliando várias características ambientais intimamente associadas às regras que definem o nicho (SANTANA *et al.*, 2009) buscando por relações não-aleatórias entre os pontos de ocorrências das espécies e os parâmetros ambientais importantes para a espécie (por exemplo; temperatura, precipitação) na região em que a espécie ocorre (PEREIRA; SIQUEIRA, 2007).

3.5.7. Algoritmo de máxima entropia

Entre esses, o software MAXENT disponível em 2004, tem sido utilizado de forma abrangente na produção de modelos de distribuição (ELITH *et al.*, 2011), atingindo alto poder preditivo em suas previsões (PHILLIPS; DUDÍK, 2008). O Maxent é um método geralmente usado para realizar predições com bases em dados ambíguos, baseando-se no princípio de máxima entropia para estimar a adequação ambiental e a distribuição geográfica potencial de espécies por meio da associação de dados de presença com parâmetros ambientais dos locais nos quais as espécies ocorrem (PHILLIPS; ANDERSON; SCHAPIRE, 2006).

Os pontos de ocorrência são considerados como pontos de registros de presença da espécie, a área de estudo representa a distribuição determinada no espaço geográfico e as condições ambientais (precipitação, sazonalidade, umidade, temperatura etc...) correspondem às características (PHILLIPS; DUDÍK; SCHAPIRE, 2004), podendo estas serem contínuas ou categóricas (PHILLIPS; DUDÍK, 2008).

A capacidade preditiva dos modelos gerados pelo Maxent é influenciada por diversos parâmetros de configurações que definem padrões e as formas de como são ajustadas as condições ambientais nos modelos. Essas condições ambientais são apresentadas ao Maxent

como preditores do ambiente abióticos ou funções destes, definidas como características (PHILLIPS; DUDÍK, 2008); as quais sofrem restrições estabelecidas pelas configurações do próprio software MAXENT.

Segundo Phillips *et al.* (2006), as restrições são que os valores almeçados para cada característica precisam coincidir com os valores das variáveis obtidas no espaço ambiental da espécie, em outras palavras, o valor de cada característica deve refletir a mesma média empírica das condições ambientais encontradas nos pontos de presença extraídos da distribuição da espécie. Assim, com base no princípio de máxima entropia dentre todas as distribuições probabilísticas que se adequem as restrições das características, deve-se escolher a de probabilidade de distribuição de máxima entropia (PHILLIPS; DUDÍK; SCHAPIRE, 2004).

As características fornecem uma alta versatilidade para se adaptar a complexidade das relações entre os parâmetros ambientais, enquanto que os parâmetros de regularização atuam minimizando os valores dos coeficientes, equilibrando o modelo para que não sofra com sobreajuste generalizando-o sem que o perca precisão na predição (ELITH *et al.*, 2011; GUILLERA-ARROITA; LAHOZ-MONFORT; ELITH, 2014).

Visto a gama de algoritmos disponíveis, é visível que cada um destes, possuem suas especificidades e diferentes formas de lidar com os dados utilizados (CORRÊA, 2014), diferindo metodologicamente quanto a seus princípios e procedimentos matemáticos e estatísticos, contudo, possuem certa semelhança entre si, por exemplo; a busca por campos potencialmente adequados para a prevalência das espécies em estudo, a partir da relação dos pontos de ocorrência e das características ambientais (BARRETO, 2008).

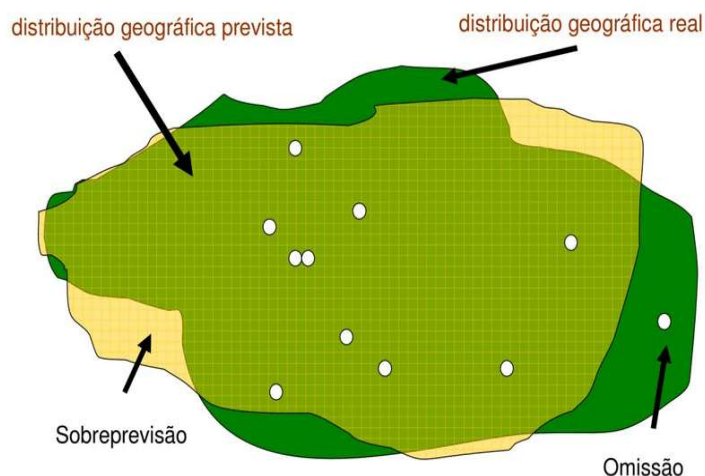
3.6. Medidas de desempenho

A qualidade de um modelo é frequentemente estimada por meio de medidas estatísticas que quantificam a capacidade preditiva que o modelo possui em discriminar corretamente os dados de entrada e saída. De acordo com Mateo, Felicísimo e Muñoz (2011), nos modelos de nicho ecológico são identificados dois tipos de erros: (i) os erros de comissão, ocorre quando o modelo contabiliza uma ausência como uma presença e (ii) erros de omissão, que consiste em classificar um ponto de ocorrência como ponto de ausência para uma espécie.

Contudo, segundo Iwashita (2008), erros de comissão ou sobreprevisão, não são considerados falhas reais dos modelos, uma vez que, as áreas de ocorrências preditas pelos

modelos podem ser adequadas para a ocorrência de uma espécie, mas por motivos históricos ou ecológicos a espécie se encontra ausente. Os maiores erros dos modelos consistem nos erros de omissão, em que eles falham em prever corretamente a presença de uma espécie, quando está de fato ocorre (IWASHITA, 2008; MATEO; FELICÍSIMO; MUÑOZ, 2011).

Figura 1: Representação dos erros de comissão/sobreprevisão e omissão



Fonte: Google, (2021).

Um método estatístico frequentemente usado para avaliar estes dois tipos de erros é a matriz da confusão (PINAYA, 2013). Esta matriz estima como o modelo classifica as saídas das instâncias (presenças/ausências) corretamente como verdadeiras e/ou falsas (PRATI; BATISTA; MONARD, 2008; PINAYA, 2013). Entre os métodos estatísticos baseados nesta matriz estão o TSS ou discriminante *Hanssen-Kuipers* dependente de limiar e a área sob a curva ROC-plot (AUC) independente de limiar, amplamente utilizados na avaliação de desempenho preditivo dos modelos de distribuição de espécies (para exemplo ver, IWASHITA, 2008; SANTANA, 2009; RODRIGUES, 2012; OLIVEIRA, 2019).

A validação pelo TSS (*True Skill Statistic*) é calculada pela soma da especificidade com a sensibilidade menos 1, essa abordagem não é afetada pela prevalência, ao contrário do kappa, mas satisfaz perfeitamente todos os requisitos da matriz de contingência, como também apresenta estreita e significativa correlação com a métrica AUC (do inglês *Area Under Curve*), seus valores oscilam entre -1 a +1. Quanto mais alto o valor melhor o desempenho, valor +1 aponta predição perfeita dos dados e valores iguais ou abaixo de 0 indica uma qualidade de desempenho não tão boa quanto uma feita ao acaso (ALLOUCHE; TSOAR; KADMON, 2006).

A curva ROC consiste na representação gráfica do poder discriminatório de um modelo para todos os seus pontos de corte possíveis, no qual os dados de presença/ausência são avaliados. Neste gráfico o eixo das ordenadas corresponde à sensibilidade do modelo (erros de omissão) ou verdadeiros positivos, e o eixo das abscissas representa a complementaridade da especificidade do modelo (1 - especificidade), ou falsos positivos (MATEO; FELICÍSIMO; MUÑOZ, 2011).

A curva ROC tornou-se amplamente utilizada em pesquisas como método discriminatório de técnicas estatísticas com finalidades de predição, quando aplicada aos métodos de modelagem estimam o desempenho de um modelo em discriminar corretamente regiões nas quais uma espécie ocorre de regiões em que ela não ocorre (HANLEY; MCNEIL, 1982).

A curva ROC consiste num método estatístico não paramétrico que descreve o desempenho do modelo, relacionando a sensibilidade (erro de omissão) com a especificidade (erro de comissão), gerando a curva ROC pela união dos pontos entre as duas classes. O valor de desempenho da previsão é dado pelo espaço abaixo da curva ROC, ou seja, pela área sob a curva AUC (do inglês *Area Under Curve*), que corresponde ao índice probabilístico da capacidade que o modelo tem de discriminar corretamente os pontos de presenças e ausências verdadeiros/falsos preditos (PHILLIPS; DUDÍK; SCHAPIRE, 2004; PHILLIPS; ANDERSON; SCHAPIRE, 2006).

Esse índice pode variar de 0,0 a 1,0, os modelos com índice AUC igual a 0,5 indica uma classificação que não é melhor que uma escolha realizada casualmente, quantidades menores que 0,5 sugere uma discriminação preditiva pior que o acaso e modelos com índice de AUC 1,0 apontam que a predição classificou perfeitamente os dados de presença e ausência das espécies (GUISAN *et al.*, 2006; ELITH *et al.*, 2006).

As maiores vantagens do AUC são: (i) permite comparações com qualquer método, seja qual for o tipo de valores de output (probabilidade, adequação, pontuação, etc.), (ii) independente de prevalência e (iii) é uma medida independente do ponto de corte, visto que seu valor é produzido utilizando todos os pontos de corte possíveis (MATEO; FELICÍSIMO; MUÑOZ, 2011).

3.7. Nicho ecológico

Para o desenvolvimento dos SDMs, a definição de nicho ecológico é um tópico fundamental, e este tem recebido vários significados no decorrer dos anos, de acordo com, os avanços da modelagem de distribuição (BERARDI, 2015), já que este determina as condições bionômicas e cenopoéticas das espécies (RODRIGUES, 2012), estabelecendo assim, limites de locais adequados nos quais as espécies podem sobreviver (CORRÊA, 2014). Sendo assim, abordar os princípios conceituais dessa definição é de fundamental importância para amenizar as falhas sistemáticas e aprimorar a compreensão a respeito dos processos de modelagem (SOBRAL-SOUZA, 2016).

Atualmente, na literatura diversas publicações apontam que as primeiras definições de nicho foram interpretadas por Joseph Grinnell (1917) seguido por Charles S. Elton (1927) e George Evelyn Hutchinson (1957) (MATOS, 2010; GATTI, 2013; CORRÊA, 2014; NEGRÃO, 2015; SOARES, 2015; SOBRAL-SOUZA, 2016).

Grinnell (1917) foi o pioneiro em atribuir um conceito para nicho. Isso por meio de observações de *Tozostoma redivivum*, uma espécie da avifauna Califórnia, ele constatou que esta espécie se limitava a pequenas zonas da Califórnia com condições ambientais bastante específicas e propensas às variações climáticas. A partir dessa compreensão ele considerou nicho como um espaço ambiental com um conjunto de condições ambientais próprias que limita a sobrevivência de espécies adaptadas a elas, restringindo assim, a sua capacidade de migração em virtude de restrições fisiológicas estabelecidas pelos parâmetros climáticos do ambiente.

Com base nisso, Grinnell sugeriu que havia uma intensa dependência para a permanência dos indivíduos em relação às variáveis ambientais do habitat. Destacando assim, os efeitos que os preditores ambientais têm sobre a distribuição das espécies (OLIVEIRA, 2013).

Já para Elton (1927), o nicho corresponde ao ambiente habitado por uma espécie, no qual está, estar sujeita a ação de todos os processos e fatores bióticos deste espaço, ao mesmo tempo, que estabelece relações ecológicas com outros indivíduos. Oliveira (2013) enfatiza a importância de levarmos em conta a diferença de nicho para Elton (1927) do conceito de nicho definido por Grinnell (1917).

Segundo Sobral-Souza (2016), Elton introduziu uma interpretação do ponto de vista bionômico para o conceito de nicho ecológico, o qual se dá em microescala, ao passo que,

Grinnell lançou uma interpretação cenopoética, correlacionada com a influência dos fatores ambientais sobre a distribuição das espécies em grandes escalas espaciais (macroescala).

Mais tarde, George Evelyn Hutchinson (1957) definiu nicho como um espaço multidimensional, no qual, cada ponto reflete a uma condição do ambiente que admite que uma espécie exista permanentemente. Considerando uma espécie *x*, qualquer dimensão do nicho será o seu nicho fundamental, assim como, para uma espécie *y* o nicho fundamental será um espaço com *n*-dimensões.

Desse modo, caso pudéssemos efetuar esse processo no mundo real, levando em conta todas as variáveis ambientais que um nicho pode apresentar, sejam elas, físicas e/ou biológicas, o nicho fundamental de toda espécie determinará, completamente, seus atributos ecológicos. Estabelecido assim, o nicho fundamental consiste somente numa suposição genérica do que realmente compreendemos por nicho ecológico. Portanto, podemos considerar o nicho fundamental como um conjunto de pontos num espaço multidimensional indefinido (HUTCHINSON, 1957).

Os fatores ecológicos determinam os limites de distribuição de uma espécie e uma forma de entender como isso ocorre é com base na distinção de nicho fundamental e nicho realizado ou efetivo, diferenciação realizada pela primeira vez na década de 1950 por Hutchinson e MacArthur (RIDLEY, 2007).

Para Hutchinson (1957), o nicho fundamental consiste no espaço ambiental com condições viáveis para a permanência das espécies, não levando em consideração as interações ecológicas, apenas as condições ambientais toleráveis pela espécie, assim, hipoteticamente, qualquer espécie poderia viver em um ambiente em que os níveis de restrições fisiológicas se apresentarem toleráveis à sua permanência. Enquanto que, o nicho realizado, efetivo ou ocupado apresenta-se como uma fração do nicho fundamental, no qual os indivíduos permanecem em constantes interações uns com os outros. Desse modo, o nicho fundamental é limitado por interações entre as espécies como a competição, que diminui a possibilidade de coexistência das espécies no mesmo espaço (HUTCHINSON, 1957).

Sobral-Souza (2016) Hutchinson uni as teorias de Elton e Grinnell para definir o nicho, mas desconsidera as dinâmicas temporais e espaciais do nicho, como também ignora a habilidade de dispersão das espécies tanto no tempo quanto no espaço. Por exemplo; uma espécie é capaz de suportar certos requisitos ambientais, no entanto, não pode alcança-los, isso

devido, a algum fator que restringe a sua capacidade de dispersão como uma barreira geográfica ou pela ausência de tais condições no espaço geográfico em certos momentos do tempo geológico.

Estes aspectos das condições abióticas (dinâmicas temporais e espaciais do nicho) somente foram incorporados a definição de nicho fundamental instituída por Hutchinson em 2000 por Jackson e Overpeck, os quais também lançaram o conceito de nicho potencial das espécies (JACKSON; OVERPECK, 2000). Para os autores, o nicho potencial consiste na porção do nicho fundamental proposto por Hutchinson, presente no ambiente em algum período do tempo. Levando em conta as alterações dos requisitos ambientais no decorrer do tempo, partes distintas do nicho fundamental das espécies podem deixar de existir em tempos diferentes, o que quer dizer que, uma espécie pode apresentar diferentes nichos potenciais (SOBRAL-SOUZA, 2016).

Segundo Matos (2010), a visão de nicho fundamental como a união de habitat retratados por n-condições ambientais torna possível aferir o seu espaço geográfico e, desse modo, prever áreas em que as condições são viáveis para a presença de uma espécie, extrapolando os elos dos registros de ocorrências das espécies com as condições ambientais. Diversos algoritmos têm sido desenvolvidos para gerar os modelos dessas relações, no entanto, para compreendermos as relações dos modelos desenvolvidos com os nichos é extremamente necessário analisar por completo todas as relações prováveis entre os fatores que determinam a distribuição das espécies (MATOS, 2010).

Segundo Soberón e Peterson (2005), uma espécie ocorrerá num ambiente que apresentar os três seguintes requisitos ambientais:

- Condições cenopoéticas (abióticas): abrangendo as condições climáticas como, temperatura, umidade e precipitação, fatores físicos como topografia e edáficos como as condições do solo entre outros, estabelecem restrições às capacidades fisiológicas dos indivíduos a determinados espaços geográficos.
- Condições bionômicas (bióticas): que interfere na continuidade das espécies, dos quais podendo citar as relações ecológicas (relações harmônicas como o mutualismo e a polinização e interações desarmônicas destacando a competição e a predação) que ocorre entre as espécies restringindo, desse modo, a aptidão dos indivíduos em conservar suas populações viáveis. Quando

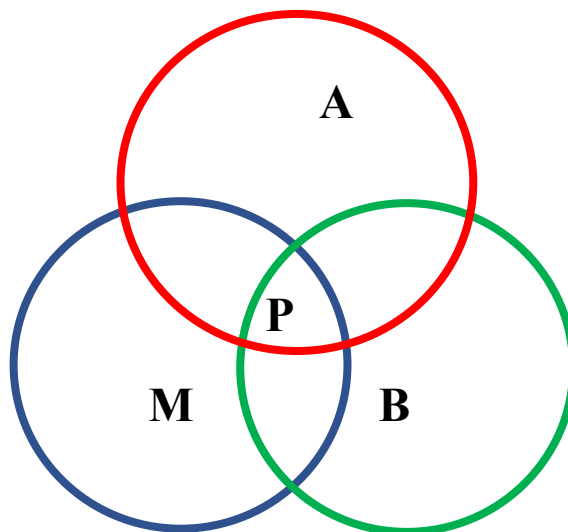
um fenômeno limita ou aperfeiçoa os mecanismos das comunidades biológicas as relações, evidentemente exerce influência sobre a distribuição das espécies.

- Movimento ou Dispersão: a capacidade de dispersão das espécies de seu espaço geográfico para áreas disponíveis é um fator relativamente vantajoso para que modeladores possam diferenciar predições de distribuição real de predição de distribuição potencial se baseando nos cenários e nas aptidões dos indivíduos à dispersão.

Estes requisitos relacionam-se de forma dinâmica e em intensidades e proporções diferentes para gerar as unidades que definimos como a distribuição geográfica de uma determinada espécie (SOBERÓN; PETERSON, 2005).

Os mesmos autores, também apresentaram o diagrama BAM desses fatores para ilustrar os principais elos que há entre as definições de nicho ecológico e a distribuição das espécies. Neste diagrama o ponto A corresponde à área que possui as condições ambientais (cenopoéticas) viáveis para a permanência da espécie, ou seja, o nicho fundamental. O ponto B representa a área em que as relações ecológicas (bionômicas) fundamentais para a presença de determinada espécie, devem ocorrer. A intersecção de A e B representa a amplitude geográfica da espécie, que apresenta tanto condições bióticas quanto abióticas requeridas pela espécie, em outras palavras, corresponde ao nicho realizado, efetivo ou ocupado da espécie. E a área representada por M corresponde à região do mundo natural disponível para o acesso da espécie, e que a espécie alcançou em algum momento do tempo, levando em consideração a sua habilidade de dispersão. Desse modo, o diagrama afirma que as espécies somente podem ser encontradas na área dentro da intersecção M, B e A ($M \cap B \cap A$) definida como região P (SOBERÓN; PETERSON, 2005; SOBERÓN, 2007; SOBERÓN; NAKAMURA, 2009; SOBERÓN, 2010), o diagrama está representado na figura 2.

Figura 2: Diagrama BAM.



Fonte: elaborado pelo autor, (2021).

Assim, desde que, os três grupos de condições que influênciam a distribuição das espécies se justapõem-se completamente, grande parte das ferramentas de modelagem estimam o nicho fundamental das espécies (SOBERÓN; PETERSON, 2005).

A distinção de nicho é, especialmente, importante nos estudos de modelagem, pois colabora para diferenciarmos se uma predição foi realizada, baseando-se em limites fisiológicos ou por meio de análise de campo (GUISAN; ZIMMERMANN, 2000). Entretanto, como os conceitos de Grinnell ou Hutchinson e Elton sobre nicho, parecem ser aplicados em dimensões espaciais diferentes, somente a definição de atributos e nicho ambiental, frequentemente são considerados nos processos de modelagem de distribuição de espécies (GUISAN; THUILLER, 2005).

Desse modo, no processo de modelagem determinar o nicho fundamental geralmente tem sido uma iniciativa mediadora na avaliação da distribuição geográfica das espécies. Este pode ser definido com base em duas metodologias: a abordagem mecanicista/fisiológica e/ou a abordagem correlativa (SOBERÓN; PETERSON, 2005).

A primeira técnica é realizada através de análise das respostas fisiológicas de organismos a variáveis ambientais (precipitação, temperatura, umidade e etc...) obtendo, a partir destes valores de adequação ambiental por meio de arranjos de diferentes preditores físicos, enquanto que, a segunda consiste na reconstrução dos nichos das espécies, relacionando informações sobre os indivíduos com dados ambientais (SOBERÓN; PETERSON, 2005).

Frequentemente, as técnicas de modelagem empregam métodos correlativos em vez de mecanicistas para gerar os modelos de distribuição das espécies. Isso porque as amostras de presença e/ou ausência dos indivíduos geralmente estão sujeitas, as escalas em que as medidas são realizadas, e de como estas se associam com as dimensões espaciais em relação as quais a mudança ocorre nos eventos que causam a distribuição, ou seja, as amostras dependem da metodologia adotada no processo de modelagem. Assim, mesmo que haja variação nos mecanismos que estabelecem a associação entre a espécie e algum fator ambiental, os modelos correlativos podem descrever de modo estatístico, a resposta da espécie aos distintos mecanismos para caracterizar sua distribuição (BARRY; ELITH, 2006).

3.8. Aplicações

Os modelos de nicho ecológico divergem amplamente em suas aplicações no meio científico, entre as quais podemos destacar as análises epidemiológicas (OLIVEIRA, 2013; ESCOBAR; CRAFT, 2016; MAIA; SILVA, 2017; CHALGHAF *et al.*, 2018; RAMOS, 2019; MULIERI; PATITUCCI, 2019), biologia evolutiva (CRUZ, 2017; MILANESI *et al.*, 2018; KUMAR *et al.*, 2019), identificação de áreas para produção de matéria-prima para biocombustível (EVANS; FLETCHER; ALAVALAPATI, 2010), genética da paisagem (SCOBLE; LOWE, 2010), análise preditiva de espécies invasoras (PINTO *et al.*, 2014; SOBRINHO *et al.*, 2019; CESÁR DE SÁ, 2019; PEREIRA *et al.*, 2020), filogenética (PEÑALVER-ALCÁZAR *et al.*, 2020), filogeografia (ALVARADO-SERRANO; KNOWLES, 2014), manejo florestal (PECCHI *et al.*, 2019; ZHANG *et al.*, 2020). Além das aplicações descritas em (GUISAN; THUILLER, 2005; ELITH *et al.*, 2006; PETERSON, 2006; WARREN; SEIFERT, 2011).

3.9. Avanços nos SDM

Para a produção dos modelos de nicho ecológico, não são levados em conta aspectos que afetam a distribuição dos indivíduos como fatores bióticos, limites geográficos, históricos, interações ecológicas tais como competição e/ou predação, como também não inclui a disputa por recurso entre os indivíduos (PEARSON; DAWSON, 2003; MATOS, 2010).

Embora essas limitações, de acordo com Elith *et al* (2011), nos últimos 20 anos, ocorreram numerosos avanços nos métodos de modelagem de nicho ecológico, e várias dessas técnicas hoje encontra-se livres para uso e produção dos modelos de adequação ambiental (GUISAN; THUILLER, 2005), com as mais variadas aplicações (SIQUEIRA, 2005). Entre

esses avanços a produção de modelos híbridos que incluem dados de movimento/dispersão em seus parâmetros passaram a ser gerados. No entanto, ainda há várias perguntas associadas a distribuição das espécies a serem respondidas (MILLER; HOLLOWAY, 2015).

3.9.1. Ciência do cidadão

Em contraste, aos dados de ocorrência, os dados obtidos da comunidade da ciência do cidadão, podem ser uma abordagem alternativa para a criação de modelos de distribuição de espécies. Embora, estes dados também sofram com o desequilíbrio de classe e com viés espacial, provavelmente decorrente da amostragem preferencial (ROBINSON; RUIZ-GUTIERREZ; FINK, 2018). Recentemente, tem sido utilizados e proporcionados resultados satisfatórios no campo da modelagem (COXEN *et al.*, 2017; TANNER *et al.*, 2020).

O desequilíbrio de classe representa o desequilíbrio entre o número de presença e o número de ausências, por exemplo, quando os registros de ausências são muito mais altos do que os de presenças. Contudo, estas questões podem ser amenizadas, combinando técnicas de aprendizagem de máquina, filtragem espacial e reamostragem, assim como fizeram, por exemplo (ROBINSON; RUIZ-GUTIERREZ; FINK., 2018), para gerarem modelos de adequação de habitat para a espécie rara melro tricolor (*Agelaius tricolor*). Segundo Robinson *et al.* (2020), estes processos aumentam a extensão geral dos resultados e melhoram nossa capacidade de definir ações de conservação dentro do contexto mais amplo da espécie de interesse.

3.9.2. Nichos ecológicos e espécies virtuais

Nos últimos anos a ecologia de sistemas têm avançados significativamente em pesquisas com dados virtuais. Nessa vertente, o campo da modelagem de distribuição de espécies tem progredido consideravelmente em estudos e análises ecológicas com base em tais dados. Neste contexto, as técnicas de criação de espécies virtuais tiveram início com (HIRZEL; HELFER; METRAL, 2001), desde então, têm se notado um avanço significativo destas no desenvolvimento de modelos de distribuição de espécies (QIAO; SOBERÓN; PETERSON, 2015; DE MARCO; NÓBREGA, 2018; FERNANDES; SCHERRER; GUIBAN, 2018; JIMENEZ *et al.*, 2019).

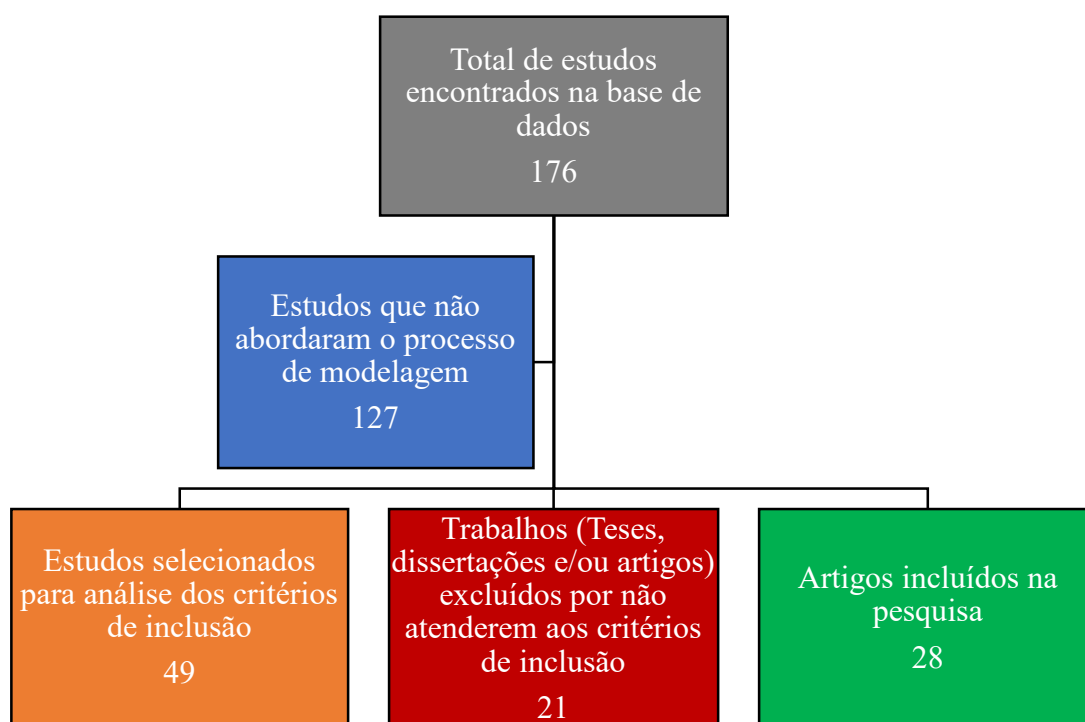
As espécies virtuais utilizadas na modelagem de nicho ecológico consistem em dados simulados por softwares semelhantes as espécies reais (QIAO *et al.*, 2016). Desse modo, o uso

destas apresenta-se como um método poderoso, uma vez que, possibilita trata individualmente aspectos ecológicos que causam confusões no processo de modelagem (MEYNARD; LEROY; KAPLAN, 2019), como limitações de dispersão e interações bióticas, processos estes que não são possíveis ser geridos utilizando espécies reais (VARELA *et al.*, 2014).

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Apoiando-se nos critérios utilizados para o desenvolvimento desta pesquisa dos 176 estudos encontrados na plataforma Google Acadêmico, 127 destes, foram excluídos por não fazerem referências as técnicas de modelagem, os 49 estudos restantes foram selecionados para análise segundo os critérios de inclusão, destes 21 foram excluídos por não atenderem aos critérios de inclusão (não abordarem a temática e/ou não serem artigos), dessa forma, um total de 28 pesquisas/artigos foram selecionados. Após a seleção, os dados destes foram analisados e comparados, considerando seus aspectos metodológicos, conceituais e aplicações da modelagem e utilizados na elaboração da discussão do presente estudo.

Figura 3: Processo metodológico utilizado.



Fonte: elaborado pelo autor, (2021).

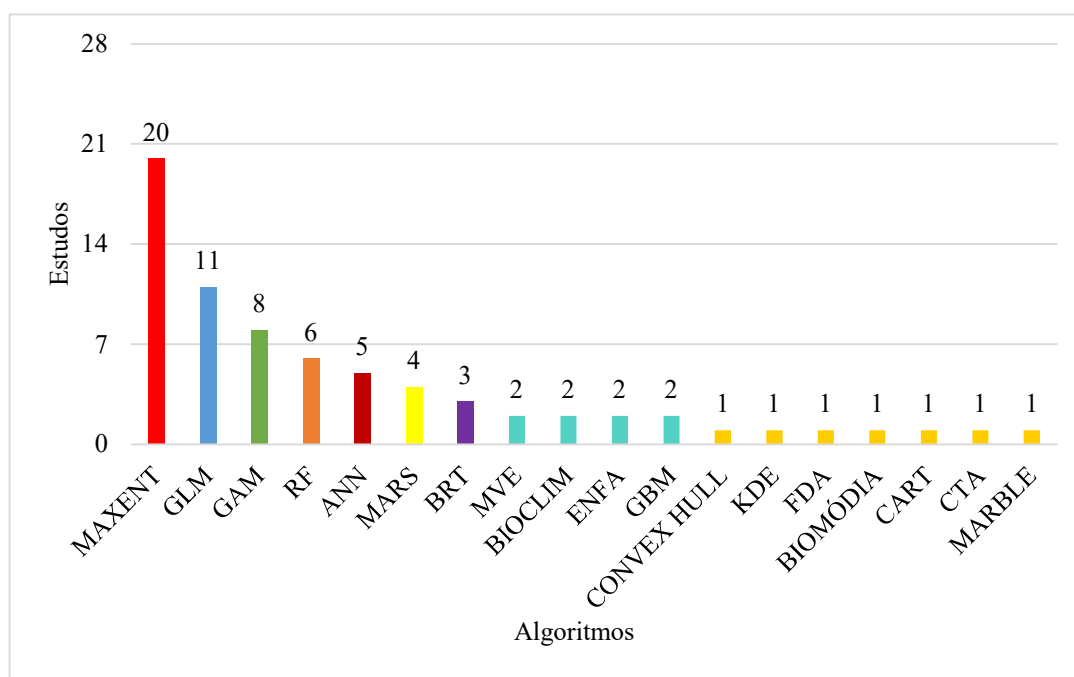
A análise dos 28 trabalhos selecionados a partir do Google Acadêmico para o desenvolvimento deste estudo, permitiu sintetizar seus pontos mais relevantes e apresentá-los, conforme podem ser visualizados na Tabela 1.

Ao longo do desenvolvimento deste trabalho foi possível analisar que as publicações científicas associadas aos modelos de nicho ecológico mesmo com os impactos da pandemia continuaram a ser desenvolvidas em grande escala. Ao analisar as publicações selecionadas

para a produção desta revisão fica evidente as diversas aplicações das técnicas de modelagem não somente no campo da biologia da conservação, mas também em áreas como a epidemiologia e a ecologia da paisagem.

Além disso, é visível que, os trabalhos utilizados neste estudo, variaram amplamente em seus objetivos, assim como, nas finalidades para que são propostos. Contudo, a maioria das pesquisas assemelham-se nas técnicas de modelagem utilizadas, entre elas na transferibilidade dos modelos para outros cenários (passado/futuro) e o uso comum de diversos algoritmos para gerar vários modelos de nicho (para exemplos veja, AKPOTI *et al.*, 2020; CORO, 2020; EBERHARD *et al.*, 2020; GUZMÁN *et al.*, 2020; MANTOVANO *et al.*, 2020; YU *et al.*, 2020), afim de comparar o desempenho destes em preverem as respostas das espécies as variações no clima ao longo do tempo. Enquanto outros buscaram utilizar os modelos para realizarem uma análise preditiva atual de áreas potencialmente adequadas para invasão/inserção de espécies ameaçadas ou áreas para conservação e/ou restauração.

Figura 4: Algoritmos identificados nas pesquisas.



Fonte: elaborado pelo autor, (2021).

Com base nos resultados aqui expostos, podemos perceber que a grande parte dos estudos de modelagem buscam projetar seus modelos para cenários bastante distintos dos quais as espécies se encontram para assim analisar as respostas dos padrões de distribuição das espécies às mudanças nos preditores ambientais que restringem fisiologicamente espécies a

nichos específicos. No entanto, a capacidade dos modelos serem transferido espacialmente/temporalmente recentemente tem sido cada vez mais objeto de estudo de diversos pesquisadores interessados nas técnicas de modelagem de adequabilidade ambiental (veja, ZHU; PETERSON, 2017; SIQUEIRA *et al.*, 2018; YATES *et al.*, 2018; LIU *et al.*, 2020; DATTA; SCHWEIGER; KUHN, 2020; MOREY; VENETTE, 2020).

Tabela 1: Artigos analisados sobre a modelagem de nicho ecológico

TEMÁTICA	AUTORES	OBJETIVOS	ALGORITMOS
Validação de modelos de impacto climático das espécies sob a mudança climática	ARAÚJO <i>et al.</i> , 2005	Investigar extensivamente a exatidão dos modelos de envelope de espécies-climáticas	BIOMÓDIA baseada em SPLUS, GLM, GAM, análise da árvore de classificação (CTA) e redes neurais artificiais (ANN)
Modelos de distribuição de espécies e teoria ecológica: uma avaliação crítica e algumas novas abordagens possíveis	AUSTIN, 2007	Avaliar sinteticamente os modelos de distribuição de espécies e a teoria ecológica e apresentar novas abordagens	–
<i>Opuntia ficus-indica</i> (L.) Mill. e as Mudanças Climáticas: Uma Análise a Luz da Modelagem de Distribuição de Espécies no Bioma Caatinga	CAVALCANTE; FERNANDES; SILVA, 2020	Modelar a distribuição potencial de <i>Opuntia ficus-indica</i> (L.) Mill., um cacto invasor no bioma Caatinga em cenários climáticos futuros e avaliar sua dinâmica espaço-temporal para fins de conservação do bioma.	MAXENT
Modelos de nicho ecológico prevêm a distribuição potencial do rotífero exótico <i>Kellicottia bostoniensis</i> (Rousselet, 1908) em todo o mundo	MANTOVANO <i>et al.</i> , 2020	Estimar a adequação ambiental e a área de distribuição global potencial para a invasão de <i>K. bostoniensis</i> .	Bioclim, distância euclidiana, Gower distância, (GOWD, ENFA, MAXENT e GARP)
Modelando a adequação climática dos vetores da doença de Chagas em escala global	EBERHARD, <i>et al.</i> , 2020	Prever a adequação climática de 11 espécies de triatomídeos sob as condições climáticas atuais em escala global.	ANN - redes neuronais artificiais, GAM - modelos aditivos generalizados, GBM - modelos generalizados impulsionados, GLM - modelos lineares generalizados, MARS - splines de regressão adaptativa multivariada e MAXENT
Tipos distintos de cenários de reestruturação para assentamentos rurais em uma paisagem rural heterogênea: Aplicação de uma abordagem de agrupamento e modelagem de nicho ecológico	YU, C. A. O. <i>et al.</i> , 2020	Ilustrar nichos atuais e potenciais de assentamentos rurais em vários níveis.	MAXENT

A origem dos dados climáticos pode determinar a transferibilidade dos modelos de distribuição de espécies	DATTA; SCHWEIGER; KUHN, 2020	Analisar se o desempenho preditivo e a transferibilidade espacial de SDMs são afetados pela escolha de dois bancos de dados bioclimáticos diferentes (WorldClim 2 e Chelsa 1.2)	(GLM) - modelos lineares generalizados
Minimizando o Risco e Maximizando a Transferibilidade Espacial: Desafios na Construção de um Modelo Útil de Potencial Adequação para um Inseto Invasivo	MOREY; VENETTE, 2020	Avaliar a capacidade de desempenho de modelos gerados com o MAXENT para espécies invasoras usando como espécie modelo a <i>Lymantria dispar dispar</i> (L.) (Lepidoptera: Erebidae)	MAXENT- Máxima entropia
Colinearidade na modelagem de nicho ecológico: confusões e desafios	FENG <i>et al.</i> , 2019	Examinar separadamente os efeitos da colinearidade do preditor, mudanças de colinearidade entre os dados de treinamento e teste e a novidade ambiental no desempenho do modelo do Maxent	MAXENT
Modelagem de nichos ecológicos de flora ameaçada para cenários de mudança climática no departamento de Tacna – Peru	GUZMAN <i>et al.</i> , 2020	Modelar a distribuição potencial de cinco espécies vegetais ameaçadas sob os quatro cenários de emissões futuras (2050 e 2070)	MAXENT
Um modelo de nicho ecológico em escala global para prever a taxa de infecção por coronavírus SARS-CoV-2	CORO, 2020	Modelar globalmente a taxa de infecção do COVID-19	MAXENT
Mapeamento da adequação para a produção de arroz em paisagens de vale do interior em Benin e Togo usando modelagem de nicho ambiental	AKPOTI <i>et al.</i> , 2019	Modelar a adequação ambiental de vales interiores (IVs) na África são paisagens para cultivo de arroz de planície de sequeiro	MAXENT
Uma avaliação da transferibilidade de modelos de nicho ecológico	QIAO <i>et al.</i> , 2019	Avaliar a transferibilidade de modelos produzidos usando 11 algoritmos ENM da perspectiva de interpolação e extrapolação em uma estrutura virtual de espécies.	BIOCLIM, CONVEXHULL, ENFA, elipsóides de volume mínimo MVE, estimativa da densidade do kernel KDE, Marble, GAM, GLM, árvores de regressão reforçada BRT, GARP e MAXENT

Modelos de distribuição de espécies limitaram a transferibilidade espacial para espécies invasoras	LIU <i>et al</i> 2020	Realizar a primeira síntese quantitativa global da transferibilidade espacial de SDMs para 235 espécies invasoras e avaliar a associação da transferibilidade do modelo com o invasor focal, escolha do modelo e parametrização.	Ensemble, MAXENT, florestas aleatórias, GLM e redes neurais artificiais
A complexidade do modelo afeta as projeções de distribuição de espécies sob mudanças climáticas	BRUN <i>et al.</i> , 2020	Avaliar como a complexidade do modelo afeta o desempenho das extrapolações do modelo e influencia as projeções de faixas de espécies sob mudanças climáticas futuras.	Máquinas de aumento de gradiente (GBM), floresta aleatória (RF), modelos lineares generalizados (GLMs)
Os modelos de consenso superam os modelos individuais? Avaliações de transferibilidade de diversas abordagens de modelagem para uma mariposa invasiva	ZHU; PETERSON, 2017	(1) Avaliar a relação entre o grau de expansão do nicho climático e a transferibilidade do modelo, (2) derivar critérios significativos para a seleção de variáveis na calibração do modelo de nicho, (3) comparar a transferibilidade de modelos individuais e de consenso em antecipar o potencial invasivo, e (4) prever áreas potenciais de invasão de <i>H. cunea</i> .	(GAM), método de reforço geral (GBM), (GLM), florestas aleatórias (RF), (GARP), (MAXENT) e MVE.
O efeito do erro posicional em modelos de distribuição de espécies em escala fina aumenta para espécies especializadas	GÁBOR <i>et al.</i> , 2019	Usamos uma abordagem de espécie virtual para avaliar os efeitos do erro posicional em SDMs de escala fina para espécies com nichos ambientais de diferentes larguras	GLM e MAXENT
Impacto da complexidade do modelo na transferibilidade intertemporal em modelos de distribuição de espécies Maxent: uma avaliação usando dados paleobotânicos	MORENO-AMAT <i>et al.</i> , 2015	Avaliar o efeito da complexidade do modelo no desempenho das projeções Maxent ao longo do tempo usando duas espécies de plantas europeias (<i>Alnus glutinosa</i> (L.) Gaertn. E <i>Corylus avellana</i> L.) com um extenso registro fóssil do Quaternário tardio na Espanha como um caso de estudo	MAXENT
Sobre os perigos da complexidade do modelo sem justificativa ecológica na modelagem de distribuição de espécies	BELL; SCHAEPLER, 2016	Examinar a influência do processo e da complexidade do modelo na inferência e previsão ecológica.	GLM, GAM, RF, MaxEnt e BRT

O que ganhamos com simplicidade versus complexidade em modelos de distribuição de espécies?	MEROW <i>et al.</i> , 2014	Discutir os desafios que a escolha de uma quantidade apropriada de complexidade de modelo representa e como isso influencia o uso de diferentes métodos estatísticos e decisões de modelagem	MARS, ANN, CART, RF, BRT, MAXENT, GAM, GLM e BIOCLIM
Modelagem da distribuição das espécies com o Maxent: novas extensões e uma avaliação abrangente	PHILLIPS; DUDÍK, 2008	Analisar as novas extensões do maxent e o ajuste de seu mecanismo de regularização para otimizar a precisão preditiva.	MAXENT
Desafios pendentes na transferibilidade de modelos ecológicos	YATES <i>et al.</i> , 2018	Apontar os desafios que, se abordados, irão melhorar a harmonização, aceitação e aplicação de transferências de modelos em ecologia.	–
Mapas de acessibilidade como uma ferramenta para prever o viés de amostragem em registros históricos de ocorrência de biodiversidade	MONSARRAT; BOSHOFF; KERLEY, 2019	Indicar uma nova abordagem para prever o viés de amostragem em registros escritos históricos de ocorrência, usando um exemplo sul-africano como prova de conceito.	MAXENT
Efeitos das características das espécies e preditores ambientais no desempenho e na transferibilidade de modelos de nicho ecológico	REGOS <i>et al.</i> , 2019	Testar quatro hipóteses primárias envolvendo o papel das características das espécies e preditores ambientais no desempenho e transferibilidade de ENM.	(GLM), (GAM), modelos de regressão generalizada impulsiona (GBM), floresta aleatória (RF), algoritmo de distribuição fatorado (FDA), splines de regressão adaptativa multivariada (MARS) e redes neurais artificiais (ANN).
Transferindo modelos de biodiversidade para a conservação: oportunidades e desafios	SIQUEIRA <i>et al.</i> , 2018	Sintetizar a temática da transferibilidade de modelos com o objetivo de promover transferências de modelos consistentes e transparentes em estudos ecológicos.	–
Efeito da resolução espacial, algoritmo e conjunto de variáveis na distribuição estimada de um mamífero preocupante: o esquilo <i>Sciurus aberti</i>	SANDOVAL <i>et al.</i> , 2020	Testar o efeito da resolução, variáveis e algoritmo sobre o habitat potencial previsto de <i>S. aberti</i>	GARP e Maxent

A importância de corrigir o viés de amostragem em modelos de distribuição de espécies MaxEnt	KRAMER – SCHADT <i>et al.</i> , 2013	Investigar a eficácia da filtragem espacial em comparação com a manipulação de fundo para reduzir a super ou subpredição em áreas específicas.	MAXENT
Colinearidade: uma revisão dos métodos para lidar com ela e uma simulação estudo avaliando seu desempenho	DORMANN <i>et al.</i> , 2013	Facilitar uma melhor compreensão da colinearidade e dos métodos para lidar com ela, através rever e testar as abordagens existentes e fornecer software relevante.	BRT, GAM, GLM, SVM e MARS

Fonte: Elaborada pelo autor (2021).

Nesta perspectiva Qiao *et al.* (2019), destacam que, em decorrência, dos poucos dados sobre o nicho fundamental durante a calibração do modelo, diferentes algoritmos podem exibir desempenho distintos, alguns algoritmos podem realizar previsões mais amplas como o BRT (algoritmo presença-ausência) e MAXENT (presença-pseudo-ausências), ao mesmo tempo que, outros podem efetuar previsões mais conservadoras como o BIOCLIM (algoritmo apenas de presença). Assim como, as diferentes formas dos algoritmos se comportar, também podem introduzir diferentes valores no desempenho do modelo quando estes são projetados em novos cenários (QIAO *et al.*, 2019).

Qiao *et al.* (2019), mostram em suas análises que os resultados obtidos pelos algoritmos transferidos para outros cenários (espacial ou temporal) divergiram consideravelmente, não somente nas faixas de condições ambientais, como também nas prováveis combinações destas. E que a transferibilidade diminui a capacidade preditiva do modelo (desempenho), desse modo, não podemos esperar que modelos projetados em outros cenários possua desempenho preditivo igual ao obtido para a região de calibração.

Contudo, os algoritmos não são os únicos aspectos que exercem influências nos resultados de trasferibilidade dos modelos, a correlação entre variáveis climáticas e a complexidade dos modelos também possuem grande influência neste processo.

Embora amplamente utilizados nas técnicas de modelagem ao analisarem o algoritmo de máxima entropia (MAXENT), tendo em vista, a função da mudança de colinearidade e a independência entre o grau de colinearidade das variáveis e a mudança de colinearidade, Feng *et al.* (2019), concluíram que o Maxent não está completamente livre de sofrer com problemas de colinearidade entre as variáveis. Embora, os autores tenham focado no (MAXENT), eles destacam que eventualmente os impactos de colinearidade e dos novos cenários ambientais se aplicam aos demais algoritmos, uma vez que, esses problemas são independentes dos algoritmos utilizados e dependentes dos dados selecionados para treino e projeção.

No caso específico do MAXENT, Feng *et al.* (2019), sugerem quantificar e relatar a mudança de colinearidade entre as variáveis ambientais e as novas características ambientais para melhor estimar incertezas quando os modelos forem projetados espacial e/ou temporalmente. Além do mais, a avaliação do modelo deve ser realizada com dados independentes do grupo de dados de calibração, especialmente na transferência de modelos em tempos futuros, em que estas informações são ausentes (ARAÚJO *et al.*, 2005). Uma

alternativa, proposta por Svenning *et al.* (2011), é transferir estes modelos no tempo e avaliá-los utilizando dados paleoecológicos.

Assim como o comportamento dos algoritmos influenciam as projeções dos modelos para outras regiões no espaço-tempo, um outro fator que afeta a transferibilidade dos modelos, é a complexidade do modelo, porém, a complexidade dos modelos não são bem conhecidas, principalmente os que são projetados ao longo do tempo (WARREN *et al.*, 2014; MORENO-AMAT *et al.*, 2015; BRUN *et al.*, 2020).

Contudo, a fonte dessa complexidade na distribuição das espécies, tanto em escalas ambientais quanto geográficas, encontra-se hoje no centro das discussões sobre a complexidade dos SDMs. Com várias pesquisas realizadas sobre; como a complexidade do modelo afetam o desempenho preditivo dos modelos da distribuição das espécies (BELL; SCHLAEPFER, 2016), como a complexidade do modelo afeta o desempenho das extrapolações do modelo e influência as projeções de faixas de espécies sob mudanças climáticas futuras (BRUN *et al.*, 2020).

Para Merow *et al.* (2014), duas fontes podem dirigir a complexidade dos modelos de nicho ecológico: o método estatístico e as decisões tomadas sobre os dados de entradas e as configurações dos algoritmos.

Os métodos estatísticos hoje utilizados diferem em inúmeros aspectos, contudo, um dos principais, consiste na gama de métodos de conversão das variáveis que geralmente acomodam, e que apoiam no controle de complexidade do modelo em produzir respostas que se ajustem aos dados fornecidos. Modelos lineares generalizados (GLMs), são ferramentas de modelagem sem interações, que dispõem de variáveis lineares, ou polinomiais, podendo conter até termos de segunda ordem, mas dificilmente termos de terceira ou quarta. Modelos aditivos generalizados (GAMs), provavelmente possuem maior complexidade, uma vez que, permitem funções suaves não paramétricas de flexibilidade variável (AUSTIN, 2007; MEROW *et al.*, 2014).

O MAXENT também é um método que tende a ser bastante complexo visto a gama de características que possui (linear, produto, quadrática, dobradiça, limiar e categórica), as quais governam a complexidade do modelo por meio da seleção dos tipos de recursos e dos parâmetros de regularização utilizados (PHILLIPS; DUDÍK, 2008).

Tendo em vista os vários aspectos que podem influenciar nos resultados produzidos ao projetarmos modelos em diferentes cenários para avaliarmos o potencial efeito que as condições climáticas exercem sobre os padrões de distribuição das espécies. Yates *et al.* (2018), ressaltam que para avanços significativos na transferibilidade de modelo será preciso de investimento em estudos fundamentais que visem aumentar a previsibilidade dos modelos e estabelecer padrões técnicos para avaliar a transferibilidade.

Contudo, as fontes de erros e incertezas em SDM são às mais variadas possíveis, sendo estas relacionadas aos dados de ocorrência, conjuntos de dados ambientais, algoritmos de modelagem e parâmetros de calibração de modelo utilizados (ZHU; PETERSON, 2017). Tais questões tem sido fontes de diversas discussões e pesquisas sobre os modelos, por exemplos, Gábor *et al.* (2019), avaliaram os efeitos do erro posicional em SDMs de escala fina para espécies com nichos ambientais de diferentes larguras; Regos *et al.* (2019), analisaram a influência das características das espécies e das variáveis ambientais no desempenho e na transferibilidade de modelos de nicho ecológico.

Neste mesmo contexto, Monsarrat, Boshoff e Kerley (2019), investigaram os vieses temporais, espaciais e ambientais em registros históricos e examinaram se a previsão do modelo e o conjunto de dados de ocorrência compartilham vieses ambientais semelhantes, Kramer-Schadt (2013), avaliaram a importância da correção do viés de amostragem em modelos de distribuição de espécies produzidos com o MaxEnt e Sandoval *et al.* (2020), examinaram o efeito da resolução, variáveis e algoritmos no habitat potencial previsto de *Sciurus abertino*. (esquilo arbóreo).

Com base nos vários efeitos que a complexidade do modelo tem em relação as projeções em regiões diferentes, Brun *et al.* (2020), propõem duas abordagens no processo de modelagem afim de mitigar a influência da multicolinearidade no modelo: (i) executar os algoritmos de SDM pelo menos em dois graus de complexidade de parametrização, e (ii) usar apenas 10 variáveis climáticas, podendo ser um número menor de variáveis em métodos que utilizam apenas dados de presenças e, Dormann *et al.* (2013), recomendam manter os coeficientes de correlação absolutos de Pearson abaixo de 0,7, um limite acima dos quais os efeitos das extrapolações mostram-se realmente visíveis.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente estudo demonstrar que mesmo frente a pandemia as pesquisas sobre os modelos de nicho ecológico continuam a serem produzidas expressivamente, com diversos trabalhos publicados neste período. Em geral o grande interesse pelas técnicas de modelagem sem dúvida estar na possibilidade que está nos permiti de estimar e avaliar os principais padrões de distribuição geográfica dos organismos, e analisar as respostas destes as mudanças climáticas.

Contudo, as dificuldades de se conseguir predições cada vez mais precisas ainda são inúmeras, principalmente pela falta de conhecimento do processo de modelagem em si e das possíveis falhas a que este está sujeito. Assim, os dados técnicos aqui apresentados podem fornecer uma base para pesquisas futuras nesta área, especialmente, os aspectos metodológicos aqui citados, como também as aplicabilidades da modelagem no campo científico, como evidenciado ao longo desta pesquisa, podem servir de subsídios para escolhas de estudos futuros e aplicação das técnicas de modelagem.

A partir dos trabalhos analisados, considerando todos os aspectos por trás da modelagem de nicho ecológico, pôde-se observar que os métodos e ferramentas de modelagem veem avançando significativamente, principalmente com a integração de movimento, abundâncias de espécies e diversas pesquisas com espécies virtuais, avanços estes que provavelmente devem estar atrelado ao crescente número de pesquisas nessa vertente, propostas a fornecer modelos cada vez mais precisos em suas predições.

Neste contexto, de avanços técnicos e estatísticos ressaltar os conhecimentos metodológicos e as aplicações nas quais as técnicas de modelagem podem ser aplicadas é de extrema importância visto o papel preponderante que estas ações desempenham no processo de gerar e interpretar os resultados dos modelos.

REFERÊNCIAS

- AKPOTI, Komlavi; KABO-BAH, Amos T.; ZWART, Sander J. Agricultural land suitability analysis: State-of-the-art and outlooks for integration of climate change analysis. *Agricultural Systems*, v. 173, p. 172-208, 2019.
- ALLOUCHE, Omri; TSOAR, Asaf; KADMON, Ronen. 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, 2006.
- ANDERSON, Robert P. et al. Optimizing biodiversity informatics to improve information flow, data quality, and utility for science and society. **Frontiers of Biogeography**, 2020.
- ARAÚJO, Miguel B. et al. Validation of species–climate impact models under climate change. **Global change biology**, v. 11, n. 9, p. 1504-1513, 2005.
- ARAÚJO, Miguel B.; PETERSON, A. Townsend. Usos e mau uso da modelagem bioclimática de envelopes. *Ecology*, v. 93, n. 7, p. 1527-1539, 2012.
- ARAÚJO, Miguel B. et al. Standards for distribution models in biodiversity assessments. **Science Advances**, v. 5, n. 1, p. eaat4858, 2019.
- ASHRAF, Uzma et al. Ecological niche model comparison under different climate scenarios: a case study of *Olea* spp. in Asia. **Ecosphere**, v. 8, n. 5, p. e01825, 2017.
- ASSIS, Jorge et al. Bio-ORACLE v2. 0: Extending marine data layers for bioclimatic modelling. **Global Ecology and Biogeography**, v. 27, n. 3, p. 277-284, 2018.
- AUSTIN, M. P. Searching for a model for use in vegetation analysis. **Vegetatio**, v. 42, n. 1, p. 11-21, 1980.
- AUSTIN, Mike. Species distribution models and ecological theory: a critical assessment and some possible new approaches. *Ecological modelling*, v. 200, n. 1-2, p. 1-19, 2007.
- BARRETO, F. C. C. Modelagem de distribuição potencial de espécies como ferramenta para a conservação: seleção e avaliação de algoritmos e aplicação com *Heliconius nattereri* Felder, 1865 (Nymphalidae: Heliconiinae). 2008. p. 68. Universidade Federal de Viçosa. Viçosa, Minas Gerais. 2008.
- BARRY, S.; ELITH, J. Error and uncertainty in habitat models. *Journal of Applied Ecology*, v. 43, n. 3, p. 413-423, 2006.
- BELL, David M.; SCHLAEPFER, Daniel R. On the dangers of model complexity without ecological justification in species distribution modeling. **Ecological Modelling**, v. 330, p. 50-59, 2016.
- BERARDI, Luciana Gosi Pacca. Distribuição espacial e fatores de ameaça à sobrevivência da ariranha (*Pteronura brasiliensis*) (Carnivora: *Mustelidae*). 2015. p. 98. Dissertação (Mestre em Biodiversidade em Unidades de Conservação) - Escola Nacional de Botânica Tropical, Instituto de Pesquisas Jardim Botânico do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro, 2015.

- BOOTH, Trevor H. Why understanding the pioneering and continuing contributions of BIOCLIM to species distribution modelling is important. *Austral ecology*, v. 43, n. 8, p. 852-860, 2018.
- BROTONS, Lluís et al. Presence-absence versus presence-only modelling methods for predicting bird habitat suitability. *Ecography*, v. 27, n. 4, p. 437-448, 2004.
- BRUN, Philipp et al. Model complexity affects species distribution projections under climate change. *Journal of Biogeography*, v. 47, n. 1, p. 130-142, 2020.
- CAVALCANTE, Arnóbio de Mendonça Barreto; FERNANDES, Pedro Hugo Cândido; SILVA, Emerson Mariano da. *Opuntia ficus-indica* (L.) Mill. and Climate Change: An Analysis in the Light of Modeling Potential Distribution of Species in the Caatinga Biome. **Revista Brasileira de Meteorologia**, n. AHEAD, 2020.
- CARVALHO, Mônica Canaan et al. Modeling ecological niche of tree species in Brazilian tropical area. **Cerne**, v. 23, n. 2, p. 229-240, 2017.
- CHALGHAF, Bilel et al. Ecological niche modeling predicting the potential distribution of *Leishmania* vectors in the Mediterranean basin: impact of climate change. *Parasites & vectors*, v. 11, n. 1, p. 461, 2018.
- CÔRTEZ, L. G. Modelagem de distribuição de espécies como ferramenta para a conservação de espécies raras de anfíbios do Cerrado. 2009. p. 128. Dissertação (Mestre em Ciências) – Instituto de Ciências Biológicas Programa de Pós-graduação em Ecologia e Evolução, Universidade Federal de Goiás, Goiânia/GO, 2009.
- CORO, Gianpaolo. A global-scale ecological niche model to predict SARS-CoV-2 coronavirus infection rate. **Ecological Modelling**, v. 431, p. 109187, 2020.
- COXEN, Christopher L. et al. Species distribution models for a migratory bird based on citizen science and satellite tracking data. *Global Ecology and Conservation*, v. 11, p. 298-311, 2017.
- CRUZ, Marcelo Merten. História evolutiva e modelagem de nicho ecológico de *Ctenomys flamarioni* e *Ctenomys australis* (Rodentia-Ctenomyidae). 2017. p. 32. Dissertação (Mestre em Genética e Biologia Molecular) - Instituto de Biociências, Universidade Federal do Rio Grande Do Sul, Porto Alegre/RS, 2017.
- DA SILVA, Alexsandro Santos; FIGUERÊDO, Juzenilda Gomes. A importância da espécie *Mussismilia braziliensis* para o Parque Nacional Marinho dos Abrolhos. *Revista Brasileira De Educação Ambiental (RevBEA)*, v. 15, n. 1, p. 351- 359, 2020.
- DA SILVA SOBRINHO, Marilângela et al. Modelagem da Distribuição Potencial de *Mangifera indica* L. sob Cenários Climáticos Futuros no Bioma Caatinga. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v. 34, n. 3, p. 351-358, 2019.
- DATTA, Arunava; SCHWEIGER, Oliver; KÜHN, Ingolf. Origin of climatic data can determine the transferability of species distribution models. **NeoBiota**, v. 59, p. 61, 2020.
- DALAPICOLLA, J. Tutorial de modelos de distribuição de espécies: guia prático usando o MaxEnt e o ArcGIS 10. **Laboratório de Mastozoologia e Biogeografia. Universidade Federal do Espírito Santo, Vitória. Retrieved**, v. 6, 2016.

DE MARCO JÚNIOR, P.; SIQUEIRA, M. F. Como determinar a distribuição potencial de espécies sob uma abordagem conservacionista. *Megadiversidade*, v. 5, n. 1-2, p. 65- 76, 2009.

DE MARCO, Paulo; NÓBREGA, Caroline Corrêa. Evaluating collinearity effects on species distribution models: An approach based on virtual species simulation. *PLoS One*, v. 13, n. 9, p. e0202403, 2018.

DE SÁ, Nuno César et al. Can citizen science data guide the surveillance of invasive plants? A model-based test with *Acacia* trees in Portugal. *Biological Invasions*, v. 21, n. 6, p. 2127-2141, 2019.

DRAKE, John M.; RANDIN, Christophe; GUIBAN, Antoine. Modelling ecological niches with support vector machines. ***Journal of applied ecology***, v. 43, n. 3, p. 424-432, 2006.

DORNELES, Dandara Rodrigues. Caracterização do habitat e distribuição potencial de *Stenella clymene* (Odontoceti: Delphinidae) no Oceano Atlântico. 2015. p. 37. Monografia (Bacharel em Ciências Biológicas) – Instituto de Biociências, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto alegre/Rio Grande do Sul, 2015.

DORMANN, Carsten F. et al. Collinearity: a review of methods to deal with it and a simulation study evaluating their performance. ***Ecography***, v. 36, n. 1, p. 27-46, 2013.

EBERHARD, Fanny E. et al. Modelling the climatic suitability of Chagas disease vectors on a global scale. ***Elife***, v. 9, p. e52072, 2020.

ELITH, Jane; GRAHAM, Catherine H. Do they? How do they? WHY do they differ? On finding reasons for differing performances of species distribution models. *Ecography*, v. 32, n. 1, p. 66-77, 2009.

ELITH, Jane; LEATHWICK, John R. Species distribution models: ecological explanation and prediction across space and time. ***Annual review of ecology, evolution, and systematics***, v. 40, p. 677-697, 2009.

ELITH, Jane et al. Novel methods improve prediction of species' distributions from occurrence data. *Ecography*, v. 29, n. 2, p. 129-151, 2006.

ELITH, Jane; LEATHWICK, John R.; HASTIE, Trevor. A working guide to boosted regression trees. ***Journal of Animal Ecology***, v. 77, n. 4, p. 802-813, 2008.

ELITH, Jane et al. A statistical explanation of MaxEnt for ecologists. *Diversity and distributions*, v. 17, n. 1, p. 43-57, 2011.

ELTON, Charles. *Animal ecology* (New York, 1927).

ESCOBAR, Luis E.; CRAFT, Meggan E. Advances and limitations of disease biogeography using ecological niche modeling. *Frontiers in Microbiology*, v. 7, p. 1174, 2016.

EVANS, Jason M .; FLETCHER JR, Robert J .; ALAVALAPATI, Janaki. Using species distribution models to identify suitable areas for biofuel feedstock production. *Gcb Bioenergy* , v. 2, n. 2, p. 63-78, 2010.

- FAVALESSO, Marília Melo. Condições ecológicas e predição de áreas adequáveis para ocorrência de *Lonomia obliqua* Walker 1855 no Brasil. 2018. p. 91. Dissertação (Mestre em Conservação e Manejo de Recursos Naturais) – Centro de Ciências Biológicas e da Saúde, Universidade Estadual do Oeste do Paraná. Cascavel, Paraná, 2018.
- FENG, Xiao et al. Collinearity in ecological niche modeling: Confusions and challenges. *Ecology and evolution*, v. 9, n. 18, p. 10365-10376, 2019.
- FERNANDES, Rui F.; SCHERRER, Daniel; GUIBAN, Antoine. How much should one sample to accurately predict the distribution of species assemblages? A virtual community approach. *Ecological Informatics*, v. 48, p. 125-134, 2018.
- FERNANDEZ, Marc et al. The importance of temporal resolution for niche modelling in dynamic marine environments. **Journal of Biogeography**, v. 44, n. 12, p. 2816-2827, 2017.
- FERRIER, Simon et al. Using generalized dissimilarity modelling to analyse and predict patterns of beta diversity in regional biodiversity assessment. **Diversity and distributions**, v. 13, n. 3, p. 252-264, 2007.
- FICK, Stephen E.; HIJMANS, Robert J. WorldClim 2: new 1-km spatial resolution climate surfaces for global land areas. **International journal of climatology**, v. 37, n. 12, p. 4302-4315, 2017.
- GÁBOR, Lukáš et al. The effect of positional error on fine scale species distribution models increases for specialist species. **Ecography**, v. 43, n. 2, p. 256-269, 2020.
- GADELHA JR, Luiz MR et al. A survey of biodiversity informatics: Concepts, practices, and challenges. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, v. 11, n. 1, p. e1394, 2020.
- GARCIA, Roger Vinícius; TASINAFFO, Paulo Marcelo. Algoritmos genéticos aplicados à modelagem ótima de problemas de planejamento e um estudo de caso. **Seleção Documental: Inteligência Artificial e novas Tecnologias**, n. 14, p. 5-10, 2009.
- GATTI, Andressa. Modelos de nicho, mudanças climáticas e a vulnerabilidade do clado *Perissodactyla* ao longo do tempo. 2013. p. 202. Tese (Doutora em Biologia Animal) – Centro de Ciências Humanas e Naturais. Universidade Federal do Espírito Santo. Vitória/Espírito Santo, 2013.
- GIANNINI. T. C. **Artigo de Revisão/Review Paper Desafios atuais da modelagem preditiva de distribuição de espécies**. São Paulo. Vol. 63. Nº 3. pág: 733-749. 2012.
- GUIBAN, A., ZIMMERMANN, N.E., 2000. Predictive habitat distribution models in ecology. *Ecol. Model.* 135, 147–186.
- GUIBAN, Antoine; EDWARDS JR, Thomas C.; HASTIE, Trevor. Generalized linear and generalized additive models in studies of species distributions: setting the scene. **Ecological modelling**, v. 157, n. 2-3, p. 89-100, 2002.
- GUIBAN, Antoine; THUILLER, Wilfried. Predicting species distribution: offering more than simple habitat models. *Ecology letters*, v. 8, n. 9, p. 993-1009, 2005.

- GUISAN, Antoine et al. Using niche-based models to improve the sampling of rare species. *Conservation biology*, v. 20, n. 2, p. 501-511, 2006.
- GUZMÁN, Marco Alberto Navarro et al. Modelamiento de nichos ecológicos de flora amenazada para escenarios de cambio climático en el departamento de Tacna-Perú. **Colombia forestal**, v. 23, n. 1, 2020.
- GRAHAM, Catherine H. et al. The influence of spatial errors in species occurrence data used in distribution models. **Journal of Applied Ecology**, v. 45, n. 1, p. 239-247, 2008.
- GRINNELL, J. The Niche-Relationships of the California Thrasher. *The Auk*, v. 34, n. 4, p. 427-433, 1917.
- GUILLERA-ARROITA, Gurutzeta; LAHOZ-MONFORT, José J.; ELITH, Jane. Maxent is not a presence-absence method: a comment on Thibaud et al. *Methods in Ecology and Evolution*, v. 5, n. 11, p. 1192-1197, 2014.
- GURALNICK, Robert P.; HILL, Andrew W.; LANE, Meredith. Towards a collaborative, global infrastructure for biodiversity assessment. **Ecology letters**, v. 10, n. 8, p. 663-672, 2007.
- HANLEY, James A.; MCNEIL, Barbara J. The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve. *Radiology*, v. 143, n. 1, p. 29-36, 1982.
- HIJMANS, Robert J. et al. Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas. **International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society**, v. 25, n. 15, p. 1965-1978, 2005.
- HIRZEL, Alexandre H.; HELFER, Véronique; METRAL, F. Assessing habitat suitability models with a virtual species. *Ecological modelling*, v. 145, n. 2-3, p. 111-121, 2001.
- HUTCHINSON, G. E. 1957. Concluding remarks. *Cold Spring Harbor Symposium of Quantitative Biology* 22: 415-427.
- IWASHITA, Fábio. Sensibilidade de modelos de distribuição de espécies a erros de posicionamento de dados de coleta. 2008. p. 103. Dissertação (Mestrado do Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos/SP, 2008.
- JACKSON, Stephen T.; OVERPECK, Jonathan T. Responses of plant populations and communities to environmental changes of the late Quaternary. *Paleobiology*, v. 26, n. sp4, p. 194-220, 2000.
- JARNEVICH, Catherine S. et al. Caveats for correlative species distribution modeling. **Ecological Informatics**, v. 29, p. 6-15, 2015.
- JØRGENSEN, Sven Erik; FATH, Brian D. **Fundamentals of ecological modelling: Applications in environmental management and research**. Elsevier, 2011.
- KUMAR, Brawin et al. Phylogeography and ecological niche modeling unravel the evolutionary history of the Yarkand hare, *Lepus yarkandensis* (Mammalia: Leporidae), through the Quaternary. *BMC evolutionary biology*, v. 19, n. 1, p. 113, 2019.

- KUMAR, Manoj et al. Genetic algorithm: Review and application. **Available at SSRN 3529843**, 2010.
- KRAMER-SCHADT, Stephanie et al. The importance of correcting for sampling bias in MaxEnt species distribution models. **Diversity and Distributions**, v. 19, n. 11, p. 1366-1379, 2013.
- LACERDA, Patrícia Oliveira. Modelagem da distribuição geográfica atual e futura de *Guerlinguetus* (Rodentia, Sciuridae) no Brasil. 2013. p. 61. Dissertação (Mestre em Biologia Animal) – Centro de Ciências Humanas e Naturais. Universidade Federal do Espírito Santo. Vitória/Espírito Santo, 2013.
- LIMA-RIBEIRO, M. de S.; DINIZ-FILHO, J. A. F. Modelando a distribuição geográfica das espécies no passado: Uma abordagem promissora em paleoecologia. **Revista brasileira de paleontologia**, v. 15, n. 3, p. 371-385, 2012.
- LIU, Canran; WHITE, Matt; NEWELL, Graeme. Selecting thresholds for the prediction of species occurrence with presence-only data. **Journal of biogeography**, v. 40, n. 4, p. 778-789, 2013.
- LIU, Chunlong et al. Species distribution models have limited spatial transferability for invasive species. *Ecology Letters*, v. 23, n. 11, p. 1682- 1692, 2020.
- LOBO, Aline de Jesus. Modelagem de nicho ecológico e distribuição potencial do boto-cinza, *Sotalia guianensis* (Van Beneden, 1864) / Aline de Jesus Lobo. – Ilhéus, BA: UESC, 2016.
- MAIA & SILVA, Thiago Augustho Dolacio. Modelagem na predição de risco de infestação de *Aedes aegypti* (Diptera, Culicidae) e subsídios governamentais na tomada de decisão para vigilância e monitoramento. 2017. p. 56. Dissertação (Mestre em Entomologia e conservação da biodiversidade) - Faculdade de Ciências Biológicas e Ambientais, Universidade Federal da Grande Dourados, Dourados/MS, 2017.
- MANTOVANO, Tatiane et al. Ecological niche models predict the potential distribution of the exotic rotifer *Kellicottia bostoniensis* (Rousselet, 1908) across the globe. **Hydrobiologia**, p. 1-11, 2020.
- MARRA, Giampiero; WOOD, Simon N. Practical variable selection for generalized additive models. **Computational Statistics & Data Analysis**, v. 55, n. 7, p. 2372-2387, 2011.
- MATEO, Rubén G.; FELICÍSIMO, Ángel M.; MUÑOZ, Jesús. Modelos de distribución de especies: Una revisión sintética. **Revista chilena de historia natural**, v. 84, n. 2, p. 217-240, 2011.
- MATOS, R. S. Avaliação das ferramentas de modelagem preditiva de nicho fundamental para espécies de aves do Parque Estadual da Serra do Mar e Núcleo São Sebastião – SP. 2010. 122 folhas. Dissertação (Mestrado em Recursos florestais) – Escola Superior de Agricultura, Universidade de São Paulo, Piracicaba, São Paulo, 2010.
- MEDINA, Marco; FERTING, Cristina. **Algoritmos e programação: teoria e prática**. Novatec Editora, 2006.

- MEROW, Cory et al. What do we gain from simplicity versus complexity in species distribution models?. *Ecography*, v. 37, n. 12, p. 1267-1281, 2014.
- MERTES, Katherine; JETZ, Walter. Disentangling scale dependencies in species environmental niches and distributions. *Ecography*, v. 41, n. 10, p. 1604-1615, 2018.
- MEYNARD, Christine N.; LEROY, Boris; KAPLAN, David M. Testing methods in species distribution modelling using virtual species: what have we learnt and what are we missing?. *Ecography*, v. 42, n. 12, p. 2021-2036, 2019.
- MILANESI, Pietro et al. Combining Bayesian genetic clustering and ecological niche modeling: Insights into wolf intraspecific genetic structure. *Ecology and Evolution*, v. 8, n. 22, p. 11224-11234, 2018.
- MILLER, Jennifer A.; HOLLOWAY, Paul. Incorporating movement in species distribution models. *Progress in Physical Geography*, v. 39, n. 6, p. 837-849, 2015.
- MONSARRAT, Sophie; BOSHOFF, Andre F.; KERLEY, Graham IH. Accessibility maps as a tool to predict sampling bias in historical biodiversity occurrence records. *Ecography*, v. 42, n. 1, p. 125-136, 2019.
- MORENO-AMAT, Elena et al. Impact of model complexity on cross-temporal transferability in Maxent species distribution models: An assessment using paleobotanical data. *Ecological Modelling*, v. 312, p. 308-317, 2015.
- MOREY, Amy C.; VENETTE, Robert C. Minimizing Risk and Maximizing Spatial Transferability: Challenges in Constructing a Useful Model of Potential Suitability for an Invasive Insect. *Annals of the Entomological Society of America*, v. 113, n. 2, p. 100-113, 2020.
- MULIERI, Pablo Ricardo; PATITUCCI, Luciano Damián. Using ecological niche models to describe the geographical distribution of the myiasis-causing *Cochliomyia hominivorax* (Diptera: Calliphoridae) in southern South America. *Parasitology research*, v. 118, n. 4, p. 1077-1086, 2019.
- NEGRÃO, D. S. G. Seleção de variáveis ambientais na modelagem de distribuição geográfica de espécies. 2015. p. 80. Monografia (Bacharel em Ciências Biológicas com ênfase em Ecologia e Biodiversidade) – Universidade Federal da Integração Latino-Americana (UNILA), Foz do Iguaçu/Paraná, 2015.
- OLIVEIRA, S. V. Análise preditiva da distribuição geográfica de Hantavírus no Brasil. 2013. p. 129. Dissertação (Mestre em Medicina Tropical) - Faculdade de Medicina, Universidade de Brasília, Brasília, 2013.
- OLIVEIRA, J. C. P. Indicando Caminhos: Propostas Conceituais e Metodológicas na Modelagem de Adequabilidade Ambiental/ João Carlos Pires de Oliveira – Nova Xavantina, 2019.
- OLIVEIRA, Ubirajara et al. BioDinamica: a toolkit for analyses of biodiversity and biogeography on the Dinamica-EGO modelling platform. *PeerJ*, v. 7, p. e7213, 2019.

OLIVEIRA, H. R. & CASSEMIRO, F. A. S. **Potenciais efeitos das mudanças climáticas futuras sobre a distribuição de um anuro da Caatinga *Rhinella granulosa* (Anura, Bufonidae)**. Iheringia, Série Zoologia, vol. 103, Nº 3, pág. 272-279, Porto Alegre, 2013.

ÖZESMI, Stacy L.; ÖZESMI, Uygur. An artificial neural network approach to spatial habitat modelling with interspecific interaction. *Ecological modelling*, v. 116, n. 1, p. 15- 31, 1999.

ÖZESMI, Stacy L.; TAN, Can O.; ÖZESMI, Uygur. Methodological issues in building, training, and testing artificial neural networks in ecological applications. *Ecological Modelling*, v. 195, n. 1-2, p. 83-93, 2006.

QIAO, Huijie; SOBERÓN, Jorge; PETERSON, Andrew Townsend. No silver bullets in correlative ecological niche modelling: insights from testing among many potential algorithms for niche estimation. *Methods in Ecology and Evolution*, v. 6, n. 10, p. 1126- 1136, 2015.

QIAO, Huijie et al. NicheA: creating virtual species and ecological niches in multivariate environmental scenarios. *Ecography*, v. 39, n. 8, p. 805-813, 2016.

QIAO, Huijie et al. An evaluation of transferability of ecological niche models. **Ecography**, v. 42, n. 3, p. 521-534, 2019.

RAMOS, R. F. Modelagem de Nicho Ecológico de *Biomphalaria* Spp. Preston, 1910 no Estado do Espírito Santo, Brasil. 2019. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Espírito Santo.

REGOS, Adrián et al. Effects of species traits and environmental predictors on performance and transferability of ecological niche models. *Scientific reports*, v. 9, n. 1, p. 1-14, 2019.

RIDLEY. M. Evolução. 3º edição. Porto Alegre, Artmed, 2007.

ROOS, Alana. A biodiversidade e a extinção das espécies. **Revista Eletrônica em Gestão, Educação e Tecnologia Ambiental**, v. 7, n. 7, p. 1494-1499, 2012.

ROBINSON, Orin J.; RUIZ-GUTIERREZ, Viviana; FINK, Daniel. Correcting for bias in distribution modelling for rare species using citizen science data. *Diversity and Distributions*, v. 24, n. 4, p. 460-472, 2018.

ROBINSON, Orin J. et al. Integrating citizen science data with expert surveys increases accuracy and spatial extent of species distribution models. *Diversity and Distributions*, 2020.

RODRIGUES. E. S. C. Teoria da Informação e Adaptatividade na Modelagem de Distribuição de Espécies. 2012. p. 137. Tese (Doutor em Ciências). Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo/SP, 2012.

ROSE, Kenneth A. et al. End-to-end models for the analysis of marine ecosystems: challenges, issues, and next steps. **Marine and Coastal Fisheries**, v. 2, n. 1, p. 115-130, 2010.

RUSHTON, S. P.; ORMEROD, Stephen James; KERBY, G. New paradigms for modelling species distributions?. **Journal of applied ecology**, v. 41, n. 2, p. 193-200, 2004.

SANDOVAL, Sarahi et al. Effect of spatial resolution, algorithm and variable set on the estimated distribution of a mammal of concern: the squirrel *Sciurus aberti*. *Ecoscience*, v. 27, n. 3, p. 195-207, 2020.

SANTANA, F. S. Uma infraestrutura orientada a serviços para a modelagem de nicho ecológico. 2009. p. 141. Tese (Doutor em Engenharia) – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo/SP, 2009.

SIMPSON, Gavin L. Modelling palaeoecological time series using generalised additive models. **Frontiers in Ecology and Evolution**, v. 6, p. 149, 2018.

SIQUEIRA, Marinez Ferreira. Uso de modelagem de nicho fundamental na avaliação do padrão de distribuição geográfica de espécies vegetais. 2005. p. 117. Dissertação (Doutor em Ciências da Engenharia Ambiental) – Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, São Carlos/SP. 2005.

SEQUEIRA, Ana MM et al. Transferring biodiversity models for conservation: opportunities and challenges. *Methods in Ecology and Evolution*, v. 9, n. 5, p. 1250- 1264, 2018.

SCOBLE, Jolene; LOWE, Andrew John. A case for incorporating phylogeography and landscape genetics into species distribution modelling approaches to improve climate adaptation and conservation planning. *Diversity and Distributions*, v. 16, n. 3, p. 343- 353, 2010.

SIMPSON, Gavin L. Modelling palaeoecological time series using generalised additive models. **Frontiers in Ecology and Evolution**, v. 6, p. 149, 2018.

SOARES. G. R. Modelagem de adequabilidade ambiental de *Nirodia belphegor* (LEPIDOPTERA: RIODINIDAE). 2015. p. 64. Dissertação (Mestre em Análise e Modelagem de Sistemas Ambientais) – Instituto de Geociências, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte/MG, 2015.

SOARES, M. O. et al. Mesophotic ecosystems: coral and fish assemblages in a tropical marginal reef (northeastern Brazil). *Marine Biodiversity*, v. 48, n. 3, p. 1631-1636, 2018.

SOBERÓN J. E PETERSON. T. (2005) Interpretation of models of fundamental ecological niches and species' distributional areas. *Biodiversity Informatics*, 2, 1–10.

SOBERÓN, Jorge. Grinnellian and Eltonian niches and geographic distributions of species. *Ecology letters*, v. 10, n. 12, p. 1115-1123, 2007.

SOBERÓN, Jorge; NAKAMURA, Miguel. Niches and distributional areas: concepts, methods, and assumptions. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, v. 106, n. Supplement 2, p. 19644-19650, 2009.

SOBERÓN, Jorge M. Niche and area of distribution modeling: a population ecology perspective. *Ecography*, v. 33, n. 1, p. 159-167, 2010.

SOBRAL-SOUZA, T. Biogeografia histórica e conservação das Florestas Úmidas da América do Sul: uma abordagem baseada em modelos de nicho ecológico. 2016. p. 91. Universidade estadual de Campinas. Campinas, SP. 2016.

- STANGE, R. L. et al. Estudo comparativo entre algoritmos genéticos adaptativos e não-adaptativos aplicados à modelagem ambiental de Peponapis e Cucurbita. 3º Workshop de Tecnologia Adaptativa – WTA'2009. São Paulo, p. 120-128. 2009. *Tecnologia*, 2008, 8.2.
- SUTTON, Tim; GIOVANNI, Renato; FERREIRA, Marinez. Introduction à OpenModeller. *OSGeo Journal*, v. 1, n. 1, 2007.
- SVENNING, Jens-Christian et al. Applications of species distribution modeling to paleobiology. *Quaternary Science Reviews*, v. 30, n. 21-22, p. 2930-2947, 2011.
- PRATI, R. C.; BATISTA, GEAPA; MONARD, M. C. Curvas ROC para avaliação de classificadores. *Revista IEEE América Latina*, v. 6, n. 2, p. 215-222, 2008.
- PEARSON, Richard G.; DAWSON, Terence P. Predicting the impacts of climate change on the distribution of species: are bioclimate envelope models useful?. *Global ecology and biogeography*, v. 12, n. 5, p. 361-371, 2003.
- PECCHI, Matteo et al. Species distribution modelling to support forest management. A literature review. *Ecological Modelling*, v. 411, p. 108817, 2019.
- PENDER, Jocelyn E. et al. How sensitive are climatic niche inferences to distribution data sampling? A comparison of Biota of North America Program (BONAP) and Global Biodiversity Information Facility (GBIF) datasets. *Ecological Informatics*, v. 54, p. 100991, 2019.
- PEREIRA, R. S; SIQUEIRA, M. F. Algoritmo genético para produção de conjuntos de regras (GARP). *Megadiversidade*, p. 46, 2007.
- PERSONA L. Algoritmo genético GARP para modelagem ambiental. 2003. 34 folhas. Relatório final (bacharelado em Ciências da Computação) Escola de Engenharia de Piracicaba-EEP/FUMEP. São Paulo, 2003.
- PEREIRA, Alan Deivid et al. Modeling the geographic distribution of *Myocastor coypus* (Mammalia, Rodentia) in Brazil: establishing priority areas for monitoring and an alert about the risk of invasion. *Studies on Neotropical Fauna and Environment*, p. 1-10, 2020.
- PETERSON, A. Townsend. Uses and requirements of ecological niche models and related distributional models. 2006.
- PEÑALVER-ALCÁZAR, Miguel; JIMÉNEZ-VALVERDE, Alberto; ARAGÓN, Pedro. Niche differentiation between deeply divergent phylogenetic lineages of an endemic newt: implications for Species Distribution Models. *Zoology*, v. 144, p. 125852, 2020.
- PINTO, Maria Alice da Silva et al. Invasão biológica de *Corythucha ciliata* em espaços verdes urbanos de Portugal: modelação do nicho ecológico com o método de máxima entropia. *Ciência Florestal*, v. 24, n. 3, p. 597-607, 2014.
- PHILLIPS, Steven J.; DUDÍK, Miroslav. Modeling of species distributions with Maxent: new extensions and a comprehensive evaluation. *Ecography*, v. 31, n. 2, p. 161-175, 2008.

- PHILLIPS, Steven J.; DUDÍK, Miroslav; SCHAPIRE, Robert E. A maximum entropy approach to species distribution modeling. In: Proceedings of the twenty-first international conference on Machine learning. 2004. p. 83.
- PHILLIPS, Steven J.; ANDERSON, Robert P.; SCHAPIRE, Robert E. Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological modelling*, v. 190, n. 3-4, p. 231-259, 2006.
- PHILLIPS, Steven J. et al. Opening the black box: An open-source release of Maxent. *Ecography*, v. 40, n. 7, p. 887-893, 2017.
- PINAYA, Jorge Luiz Diaz. **Processo de pré-análise para a modelagem de distribuição de espécies**. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.
- PINTO-LEDEZMA, Jesús N.; CAVENDER-BARES, Jeannine. Using remote sensing for modeling and monitoring species distributions. In: **Remote Sensing of Plant Biodiversity**. Springer, Cham, 2020. p. 199-223.
- PLAGÁNYI, Éva E. et al. Multispecies fisheries management and conservation: tactical applications using models of intermediate complexity. *Fish and Fisheries*, v. 15, n. 1, p. 1-22, 2014.
- PRATI, R. C.; BATISTA, G. E. A. P. A; MONARD, M. C. Curvas ROC para avaliação de classificadores. *Revista IEEE América Latina*, v. 6, n. 2, p. 215-222, 2008.
- TANNER, Ashley M. et al. Using aerial surveys and citizen science to create species distribution models for an imperiled grouse. *Biodiversity and Conservation*, v. 29, n. 3, p. 967-986, 2020.
- THUILLER, W. ARAÚJO, M. B., & LAVOREL, S. (2003). Generalized models vs. classification tree analysis: predicting spatial distributions of plant species at different scales. *Journal of Vegetation Science*, 14(5), 669-680.
- TONAMARU. J. **Motivação, Fundamentação e Aplicação de Algoritmos Genéticos**. Anais do II Congresso Brasileiro de Redes Neurais, 1995.
- TÔRRES, Natália Mundim; VERCILLO, Ugo Eichler. Como ferramentas de modelagem de distribuição de espécies podem subsidiar ações de governo. *Natureza & Conservação*, v. 10, n. 2, p. 228-230, 2012.
- TYBERGHEIN, Lennert et al. Bio-ORACLE: a global environmental dataset for marine species distribution modelling. *Global ecology and biogeography*, v. 21, n. 2, p. 272-281, 2012.
- VARELA, Sara et al. Environmental filters reduce the effects of sampling bias and improve predictions of ecological niche models. *Ecography*, v. 37, n. 11, p. 1084-1091, 2014.
- WALTARI, Eric et al. Bioclimatic variables derived from remote sensing: Assessment and application for species distribution modelling. *Methods in Ecology and Evolution*, v. 5, n. 10, p. 1033-1042, 2014.

WARREN, Dan L. et al. Incorporating model complexity and spatial sampling bias into ecological niche models of climate change risks faced by 90 California vertebrate species of concern. *Diversity and distributions*, v. 20, n. 3, p. 334-343, 2014.

WARREN, D. L. & SEIFERT, S. N. Ecological niche modeling in Maxent: the importance of model complexity and the performance of model selection criteria. *USA*. Vol. 21, N°. 2 pp. 335–342. 2011.

WIECZOREK, John; GUO, Qinghua; HIJMANS, Robert. The point-radius method for georeferencing locality descriptions and calculating associated uncertainty. **International journal of geographical information science**, v. 18, n. 8, p. 745-767, 2004.

XU, T, HUTCHINSON, M. F. "New developments and applications in the ANUCLIM spatial climatic and bioclimatic modelling package." *Environmental Modelling & Software* 40 (2013): 267-27.

YATES, Katherine L. et al. Outstanding challenges in the transferability of ecological models. *Trends in ecology & evolution*, v. 33, n. 10, p. 790-802, 2018.

YU, C. A. O. et al. Distinct types of restructuring scenarios for rural settlements in a heterogeneous rural landscape: Application of a clustering approach and ecological niche modeling. **Habitat International**, v. 104, p. 102248, 2020.

ZHANG, Keliang et al. Species Distribution Modeling of *Sassafras Tzumu* and Implications for Forest Management. *Sustainability*, v. 12, n. 10, p. 4132, 2020.

ZHU, Geng-Ping; PETERSON, A. Townsend. Do consensus models outperform individual models? Transferability evaluations of diverse modeling approaches for an invasive moth. *Biological Invasions*, v. 19, n. 9, p. 2519-2532, 2017.

ZIZKA, Alexander et al. No one-size-fits-all solution to clean GBIF. **bioRxiv**, 2020.



TERMO DE AUTORIZAÇÃO PARA PUBLICAÇÃO DIGITAL NA BIBLIOTECA “JOSÉ ALBANO DE MACEDO”

Identificação do Tipo de Documento

- () Tese
() Dissertação
(x) Monografia
() Artigo

Eu, Euzébio Leonardo da Silva, autorizo com base na Lei Federal nº 9.610 de 19 de Fevereiro de 1998 e na Lei nº 10.973 de 02 de dezembro de 2004, a biblioteca da Universidade Federal do Piauí a divulgar, gratuitamente, sem ressarcimento de direitos autorais, o texto integral da publicação **MODELAGEM DE NICHOS ECOLÓGICOS: UMA REVISÃO BIBLIOGRÁFICA** de minha autoria, em formato PDF, para fins de leitura e/ou impressão, pela internet a título de divulgação da produção científica gerada pela Universidade.

Picos-PI 28 de julho de 2021.

Euzébio Leonardo da Silva

Assinatura

Euzébio Leonardo da Silva

Assinatura