UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO CENTRO DE CIÊNCIAS HUMANAS E NATURAIS PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS BIOLÓGICAS

Modelagem da distribuição geográfica atual e futura de *Guerlinguetus* (Rodentia, Sciuridae) no Brasil.

Patrícia Oliveira Lacerda

Vitória, ES Março, 2013

UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO CENTRO DE CIÊNCIAS HUMANAS E NATURAIS PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS BIOLÓGICAS

Modelagem da distribuição geográfica atual e futura de *Guerlinguetus* (Rodentia, Sciuridae) no Brasil.

Patrícia Oliveira Lacerda

Orientador: Francisco Candido Cardoso Barreto

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Biológicas (Biologia Animal) da Universidade Federal do Espírito Santo como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Biologia Animal.

> Vitória, ES Março, 2013

AGRADECIMENTOS

Ao professor Francisco Candido Cardoso Barreto, pela oportunidade e orientação na dissertação.

Aos colegas do Laboratório de Simulação e Modelagem Ecológica (SIMULACRUM), pela companhia, conversas e aprendizados em conjunto.

A Luana D'Avila Centoducatte, por toda ajuda no uso do ambiente SIG.

Ao João Paulo Hoppe, pela ajuda com os programas, matriz de confusão, discussões e dicas.

A todos do Laboratório de Biologia da Conservação de Vertebrados (LBCV), por terem me cedido espaço no laboratório para uso de internet e conversas com o Francisco e a Luana.

Ao João Paulo Angeleti de Souza, pelo apoio, companheirismo, incentivo e auxílio na instalação e uso de softwares.

Ao Marcelo Weksler e ao professor João Alves de Oliveira, do Setor de Mastozoologia do Museu Nacional – UFRJ, pelo empréstimo de dados da coleção e de bibliografias.

Ao Sergio Maia Vaz, administrador da coleção de mamíferos do Museu Nacional – UFRJ, pela receptividade, dicas, empréstimo de bibliografias e disponibilização de dados.

A todos os professores do Programa de Pós-Graduação em Biologia Animal (PPGBAN) da UFES, pelos ensinamentos e colaboração na construção do conhecimento. Em especial aos professores Leonora Pires Costa e Yuri Luiz Reis Leite pelo empréstimo de bibliografias.

A Juliana Paulo da Silva (Museu de Biologia Professor Mello Leitão), Ligia Mieko Abe (Museu de História Natural Capão da Imbuia), Jim Dines (Los Angeles County Museum of Natural History), Tarcísio de Souza Duarte, Gisele Lessa (Museu de Zoologia João Moojen - UFV), William Stanley (Field Museum of Natural History), Mario Antonio Sacramento Silva, Anazélia Magda Tedesco, Bernardo Ferreira dos Santos, Mauricio Eduardo Graipel (UFSC), Nilton Carlos Cáceres (UFSM), Craig Ludwig (Smithsonian National Museum Natural History), Teresa Pacheco (American Museum of Natural History), Anna Ludmilla da Costa Pinto Nascimento (Museu de História Natural da UFAL), Diego Astúa de Moraes (UFPE), Fernando de Camargo Passos (UFPR), Itiberê Piaia Bernardi e todos que, de alguma forma, contribuíram para a obtenção de dados.

A Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pela concessão da Bolsa de Mestrado e oportunidade de estudo e pesquisa.

Aos professores Albert David Ditchfield, Marinez Ferreira de Siqueira, Leonora Pires Costa e Karina Schmidt Furieri, que aceitaram fazer parte desta banca de avaliação.

Aos amigos e familiares, pelo apoio e compreensão de sempre.

SUMÁRIO

Lista de Tabelas	
Lista de Figuras	
Resumo	
Abstract	
Introdução	
Métodos	
Dados bióticos	17
Dados abióticos	
Algoritmos utilizados	20
Análise dos dados	
Resultados	
Discussão	
Conclusão	
Referências Bibliográficas	
Anexos	

LISTA DE TABELAS

TABELA 1. Data mínima de coleta e número de pontos de ocorrência utilizados.	. 18
TABELA 2. Variáveis climáticas selecionadas por meio da análise de PCA	. 19
TABELA 3. Matriz de confusão	. 22
TABELA 4. Resultado do teste de mantel	.24
TABELA 5. Valores de AUC dos modelos de distribuição atual.	.25
TABELA 6. Valores de AUC dos modelos de distribuição futura	.25
TABELA 7. Valores de limite de corte usados	.26
TABELA 8. Áreas preditas como ambientalmente adequadas, perda ou ganho de área	e
resultado do teste de proporções	.26
TABELA 9. Matriz de confusão do modelo de distribuição atual de G. aestuans	.34
TABELA 10. Medidas quantitativas derivadas da matriz de confusão de G. aestuans	.34
TABELA 11. Matriz de confusão do modelo de distribuição atual de G. alphonsei	.35
TABELA 12. Medidas quantitativas derivadas da matriz de confusão de G. alphonsei.	.35
TABELA 13. Matriz de confusão do modelo de distribuição atual de G. gilvigularis	.36
TABELA 14. Medidas quantitativas derivadas da matriz de confusão de G. gilvigulari	s36
TABELA 15. Matriz de confusão do modelo de distribuição atual de G. henseli	.37
TABELA 16. Medidas quantitativas derivadas da matriz de confusão de G. henseli	.37
TABELA 17. Matriz de confusão do modelo de distribuição atual de G. ignitus	. 38
TABELA 18. Medidas quantitativas derivadas da matriz de confusão de G. ignitus	. 38
TABELA 19. Matriz de confusão do modelo de distribuição atual de G. ingrami	. 39
TABELA 20. Medidas quantitativas derivadas da matriz de confusão de G. ingrami	. 39
TABELA 21. Matriz de confusão do modelo de distribuição atual de G. poaiae	.40
TABELA 22. Medidas quantitativas derivadas da matriz de confusão de G. poaiae	.40
TABELA 23. Resultado da proporção binomial	.41

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1. Mapa da distribuição das espécies de Guerlinguetus no Brasil	12
FIGURA 2. Mapas de distribuição potencial de Guerlinguetus aestuans	27
FIGURA 3. Mapas de distribuição potencial de Guerlinguetus alphonsei	
FIGURA 4. Mapas de distribuição potencial de Guerlinguetus gilvigularis	29
FIGURA 5. Mapas de distribuição potencial de Guerlinguetus henseli	
FIGURA 6. Mapas de distribuição potencial de Guerlinguetus ignitus	31
FIGURA 7. Mapas de distribuição potencial de Guerlinguetus ingrami	
FIGURA 8. Mapas de distribuição potencial de Guerlinguetus poaiae	

RESUMO

O gênero Guerlinguetus, pertencente à família Sciuridae, possui sete espécies existentes no Brasil. Essas espécies têm sido tratadas como sinônimos de Sciurus aestuans, mas foram distinguidas em um gênero próprio com base nas revisões taxonômicas mais abrangentes disponíveis até recentemente. Apesar disso, pouco há na literatura sobre a distribuição das espécies desse gênero no Brasil e nenhuma pesquisa visando o conhecimento de sua distribuição futura havia sido realizada. A modelagem de distribuição potencial de espécies tem se tornado um componente importante dos planos de conservação e uma grande quantidade de técnicas têm sido desenvolvidas com esta finalidade. Ela pode ser uma ferramenta importante para determinar o grau de ameaça principalmente em espécies ou grupos com poucas informações disponíveis sobre sua distribuição. Com isso, o objetivo do presente trabalho foi verificar a influência das possíveis mudanças climáticas na distribuição das espécies de Guerlinguetus no Brasil, através da modelagem potencial das distribuições atual e futura dessas espécies. Para isso foram utilizados dados climáticos e topográficos e o cenário pessimista de emissão de CO2 (A2) para o ano 2070, do Modelo de Circulação Geral CSIRO, com base no quarto relatório do Painel Intergovernamental de Mudanças Climáticas. Os modelos gerados apresentaram perda significativa de áreas consideradas ambientalmente adequadas, do modelo de distribuição atual para o modelo de distribuição futura para as espécies de Guerlinguetus, com exceção de G. aestuans. Apesar da expansão da região potencial de distribuição de G. aestuans para o ano de 2070, a média dos valores de adequabilidade ambiental diminuiu em relação ao modelo de distribuição atual. A localização dessas espécies de hábito arborícola em áreas geograficamente espalhadas dentro da Amazônia, Cerrado e Mata Atlântica é preocupante, devido a grande perda de área original desses biomas, tornando possível a hipótese de ameaça à sobrevivência dessas espécies devido a mudanças ambientais futuras.

Palavras-chave: *Guerlinguetus*, Brasil, distribuição potencial, modelagem, mudanças climáticas, futura.

ABSTRACT

The genus Guerlinguetus, belonging to the family Sciuridae, has seven extant species in Brazil. These species have been treated as synonyms of Sciurus aestuans, but were distinguished in a genre based on the most comprehensive taxonomic revisions available until recently. Nevertheless, there is little in the literature on the distribution of species of this genus in Brazil and there is no research in order to know their future distribution. The modeling potential distribution of species is becoming an important component of conservation schemes and a lot of techniques have been developed for this purpose. It can be an important tool to determine the degree of threat especially in species or groups with little information available about their distribution. Thus, the objective of this study was to investigate the possible influence of climate change on species distribution Guerlinguetus in Brazil, through modeling potential of current and future distributions of these species. For this we used topographic and climatic data and the pessimistic scenario of CO2 emissions (A2) for the year 2070, of the General Circulation Model CSIRO, based on the fourth report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. The models showed significant loss of areas considered environmentally appropriate, from the current distribution model for the future distribution model for Guerlinguetus species except for G. aestuans. Despite the expansion on potential region distribution for G. aestuans for the year 2070, the average values of environmental suitability decreased compared to the current distribution model. The location of these species of arboreal habit in geographically dispersed areas within the Amazon, Cerrado and Atlantic Forest is of concern due to the large loss of the original area of these biomes, making possible the hypothesis threat to the survival of these species due to future environmental changes.

Keywords: *Guerlinguetus*, Brazil, potential distribution, modeling, climate change, future.

INTRODUÇÃO

O gênero *Guerlinguetus*, pertencente à família Sciuridae, possui sete espécies existentes no Brasil: *G. aestuans*, *G. alphonsei*, *G. ignitus*, *G. ingrami*, *G. gilvigularis*, *G. henseli* e *G. poaiae*. Essas espécies têm sido tratadas como sinônimos de *Sciurus aestuans*, mas foram distinguidas em um gênero próprio com base nas revisões taxonômicas mais abrangentes disponíveis até recentemente (Allen, 1915; Pinto, 1931; Moojen, 1942). Esses animais apresentam hábito arborícola e terrestre, e habitam estratos baixos e intermediários de florestas pluviais de baixada e de florestas montanhosas, sempre-verdes, semidecíduas e decíduas, primárias ou alteradas, na Floresta Amazônica, na Mata Atlântica, no Cerrado e na Caatinga (Figura 1) (Bonvicino *et al.*, 2008).



Fig. 1. Mapa da distribuição das espécies de *Guerlinguetus* no Brasil. Fonte: Bonvicino *et al.* (2008).

Bonvicino *et al.* (2008) estudaram a distribuição atual das espécies do gênero *Guerlinguetus* no Brasil, mas apesar da disponibilidade de dados deste recente trabalho, pouco há na literatura sobre a distribuição dessas espécies e nenhuma pesquisa visando o conhecimento de sua distribuição futura foi realizada ainda.

Os métodos chamados de modelagem de distribuição de espécies, modelagem de habitat, ou modelagem de nicho ecológico têm recebido uma atenção muito maior nos últimos anos (Gibson *et al.*, 2004; Ortega-Huerta e Peterson, 2008; Siqueira *et al.*, 2009; Giannini *et al.*, 2012). Eles apresentam um propósito semelhante: identificar possíveis locais adequados ambientalmente para a ocorrência de uma espécie através da identificação de algumas de suas necessidades ambientais. Essencialmente, é uma técnica usada para estimar áreas de real ou potencial distribuição, ou conjuntos de habitats favoráveis para uma determinada espécie, com base em suas presenças observadas e, algumas vezes, ausências. Esses métodos relacionam 'nichos' com 'áreas de distribuição' (Soberón e Nakamura, 2009).

Contudo, o termo 'nicho' deve ser usado com atenção dentro da área da modelagem, já que esta leva em consideração o conceito de nicho de Grinnel (1917), que o definiu como sendo simplesmente os locais (habitats) onde os requisitos para uma determinada espécie viver e se reproduzir estão presentes. A ideia de nicho grinneliano não inclui interações bióticas e sabe-se que, assim como barreiras geográficas e capacidade de dispersão, essas são essenciais para a definição do habitat de uma espécie (Soberón e Nakamura, 2009).

O primeiro problema foi identificado por Elton (1927) e Gause (1934), que adicionaram à ideia de lugar o nível trófico que a espécie ocupa no ambiente biológico e a intensidade da competição entre espécies, respectivamente. Mais adiante, Hutchinson definiu o termo nicho ecológico como sendo um hiper-espaço onde cada dimensão representa o intervalo de condições ambientais ou de recursos necessários para a sobrevivência e reprodução da espécie, tais como: temperatura, umidade, salinidade, pH, recursos alimentares, locais para nidificação, intensidade luminosa, pressão predatória, densidade populacional, entre outras (Hutchinson, 1957).

Dentro deste conceito de Hutchinson (1957), existe o conceito de nicho fundamental da espécie, que inclui os intervalos das condições ambientais necessárias para a existência da espécie, sem considerar a influência de interações bióticas, tais como competição e predação. Esse conceito pode ser investigado para estimar a extensão geográfica potencial das espécies, indicando respostas dos indivíduos aos parâmetros físicos e inferindo regiões geográficas da aptidão positiva, no qual combinações das variáveis ambientais associadas com a presença observada da espécie podem ser identificadas e projetadas em paisagens e regiões apropriadas (Soberón e Peterson, 2005). Já o nicho realizado descreve a parte do nicho fundamental no qual a espécie realmente ocorre, ou seja, é delimitado por fatores bióticos. Desse modo, a área definida pelo nicho fundamental geralmente é maior que a do nicho realizado.

Apesar de já existirem iniciativas dedicadas à disponibilização de dados de interações entre organismos, especialmente plantas e polinizadores, esses informações ainda são escassas ou de difícil interpretação. Como resultado, a maioria dos exemplos na literatura tem utilizado apenas variáveis abióticas em suas análises e, assim, os resultados da modelagem se aproximam mais do nicho fundamental do que do nicho realizado da espécie (Phillips, 2008; Jiménez-Valverde *et al.*, 2008; Giannini *et al.*, 2012).

A modelagem de distribuição de espécies é um processo complexo que compreende várias etapas, as quais exigem o conhecimento de diversos conceitos e técnicas ligados não só a biologia, mas também a biodiversidade, geografia e clima, e ao processamento de dados requerido antes, durante e depois da obtenção do modelo. O desenvolvimento de algoritmos (sequências finitas de comandos, executados através de códigos escritos em alguma linguagem computacional) que podem ser usados para a modelagem preditiva de distribuição foi fundamental para a evolução desse processo (Giannini *et al.*, 2012). Os algoritmos tentam encontrar relações não aleatórias entre os dados de ocorrência da espécie e os dados ecológico/ambientais relevantes para a espécie (tais como: temperatura, precipitação, topografia, tipo de solo, geologia, entre outros) no ponto onde a espécie foi registrada. (Pearson, 2007; Pereira e Siqueira, 2007).

Nas duas últimas décadas houve grande desenvolvimento no campo da modelagem de distribuição de espécies, e vários métodos já estão disponíveis. No entanto, para a maioria das regiões, dados de coletas biológicas tendem a ser escassos e/ou limitados em abrangência (Elith *et al.*, 2010). Dados sobre a ocorrência de espécies são especialmente escassos em regiões tropicais, onde a grande diversidade biológica dos ecossistemas torna esse tipo de inventário uma tarefa onerosa e inviável em curto prazo. Apesar da dificuldade na obtenção de dados precisos e atualizados sobre a ocorrência de espécies, existe uma grande demanda por informações detalhadas, que devem subsidiar o desenvolvimento de projetos conservacionistas em grandes áreas (Brooks *et al.*, 2004; Paese *et al.*, 2007).

Os modelos de distribuição potencial de espécies surgiram com a proposta de preencher as lacunas de conhecimento sobre os limites geográficos de espécies de interesse, e ainda ajudam na formulação de novas hipóteses sobre os mecanismos que determinam a distribuição destas espécies (Guisan e Zimmermann, 2000; Barreto, 2008). O rápido aumento da atividade de pesquisa relacionada com os efeitos das mudanças climáticas, sobre a biodiversidade, indica que se trata de uma preocupação mundial. No entanto, ainda assim existem lacunas geográficas, sendo que os estudos são preponderantemente provenientes da América do Norte, Norte da Europa e Rússia (Parmesan, 2006). Apenas 1,4% foram publicados por autores brasileiros, exemplificando o pequeno número de estudos nas regiões tropicais (Siqueira *et al.*, 2009).

A forma mais direta e operacional de avaliar os efeitos das mudanças climáticas sobre a biodiversidade consiste na análise das alterações das áreas de distribuições das espécies (contração ou expansão). De acordo com essa abordagem, as distribuições potenciais atuais das espécies são correlacionadas com variáveis climáticas no intuito de determinar um envelope climático (que delimita o conjunto de condições ambientais que são teoricamente adequadas para a persistência das espécies). Posteriormente, os resultados de modelos de projeção climática, de acordo com diferentes cenários futuros, são utilizados para verificar a redução, manutenção ou aumento das áreas que são adequadas para as espécies analisadas. A contração das áreas geográficas com condições ambientais adequadas para a persistência das populações é um resultado crítico que indicaria ameaças de extinção (Siqueira *et al.*, 2009).

As alterações climáticas têm potencial para impactar significativamente a distribuição das espécies. Modelos de distribuição de espécies têm sido utilizados em

uma série de estudos que visam prever a provável redistribuição das espécies sob a mudança climática projetada sobre os próximos anos (Peterson *et al.*, 2001; Oberhauser e Peterson, 2003; Siqueira e Peterson, 2003; Araújo *et al.*, 2006; Colombo, 2007; Klamt *et al.*, 2011; Zimbres *et al.*, 2012). A abordagem geral é para calibrar os modelos baseados em distribuições atuais de espécies e, em seguida, estimar futuras distribuições das espécies através dos cenários para as quais as variáveis ambientais têm sido perturbadas, refletindo as mudanças esperadas (Pearson, 2007).

Portanto, a modelagem pode ser uma ferramenta importante para determinar o grau de ameaça principalmente em espécies ou grupos com poucas informações disponíveis sobre sua distribuição (Pearson *et al.*, 2007). Os mapas gerados pelos modelos são meios efetivos de selecionar áreas de maior esforço para mitigar os distúrbios antropogênicos e guiar implementação de reservas (Gibson *et al.*, 2004; Simião-Ferreira e DeMarco Jr., 2007). Com isso, o objetivo do presente trabalho foi verificar a influência das possíveis mudanças climáticas na distribuição das espécies de *Guerlinguetus* no Brasil, através da modelagem potencial das distribuições atual e futura dessas espécies.

MÉTODOS

Dados bióticos

Os dados bióticos (presença de espécies) foram obtidos através de revisões bibliográficas (Cáceres *et al.*, 2007; Fernandes, 2003; Vasques, 2009), banco de dados disponíveis na internet - como Global Biodiversity Information Facility (GBIF - http://www.gbif.org) e speciesLink (http://splink.cria.org.br), assim como pedidos feitos via e-mail, a oitenta e duas coleções, e visitas a coleção de mamíferos do Museu Nacional da Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ) em maio e outubro de 2012. Além disso, alguns pontos de ocorrência foram obtidos por meio de registros fotográficos e observações de outros pesquisadores (Mauricio Eduardo Graipel – UFSC, Mario Antonio Sacramento Silva e Anazélia Magda Tedesco,).

A localização dos dados bióticos foi verificada por meio do Google Maps (https://maps.google.com.br/), do software Google Earth versão 7.0.2 (http://earth.google.com/), Gazetteer do Global Version 2.2 (http://www.fallingrain.com/world) e de ferramentas do speciesLink (geoLoc e infoXY). Definiu-se, como padrão, coordenadas geográficas em formato decimal, com seis casas após a vírgula, e o datum global WGS 84. Durante o processamento dos dados, pontos de ocorrência duvidosos, com localidade incompleta ou incerta, sem data de coleta ou com coordenadas repetidas foram excluídos da pesquisa. Isso fez com que dados de apenas 24 coleções fossem usados no trabalho (Anexo 1).

Analisando cada espécie de acordo com o número de dados disponíveis e mudanças taxonômicas recentes, diferentes anos foram estabelecidos como data mínima de coleta para o uso do dado de ocorrência. Consequentemente, o número de pontos de ocorrência obtido variou de espécie para espécie, como é possível ver na Tabela 1. No caso de *G. henseli* e de *G. poaiae*, as data de 1928 e 1909, respectivamente, foram estabelecidas por se tratarem dos holótipos. Para *G. ingrami*, que apresentou maior número de dados disponíveis, foi estabelecida a data de 1950, de acordo com a data mínima dos dados abióticos disponíveis.

Não foi estabelecida uma data máxima de coleta para uso dos dados de ocorrência, para que fosse possível utilizar os dados mais recentes. Isso se deve ao fato de que os dados de coleta atuais são, em geral, mais confiáveis do que os do século

passado, pelo uso de Sistemas de Posicionamento Global (GPS) e por apresentarem os nomes de localidades atualizados. Com isso, foram utilizados dados de ocorrência coletados até o ano de 2012.

Tabela 1

Data mínima de coleta para o uso dos dados e número de pontos de ocorrência utilizados para a geração dos modelos para cada espécie.

Espécies	Datas	Nº de dados
G. aestuans	1930	32
G. alphonsei	1933	07
G. gilvigularis	1931	14
G. henseli	1928	06
G. ignitus	1935	14
G. ingrami	1950	143
G. poaiae	1909	08

Dados abióticos

Para a criação do modelo de distribuição potencial atual, foram usadas camadas com dados climáticos com resolução de 30 segundos de arco (1 km²), produzidas por Hijmans *et al.* (2005), disponíveis no site www.worldclim.org. Trata-se de 19 camadas climáticas que correspondem aos anos de 1950 a 2000 (Anexo 2). Tais camadas foram adicionadas a duas camadas com dados topográficos do projeto Hydro-1k e GTOPO30 do *United States Geological Survey* (USGS, disponível no site http://eros.usgs.gov): os modelos digitais de elevação (DEM) e inclinação de terreno (SLOPE).

Com o intuito de diminuir o número de variáveis climáticas altamente correlacionadas, foi feita análise de componentes principais (PCA) no programa R (R Development Core Team, 2011), onde foram selecionadas as variáveis ambientais a serem usadas para as espécies com mais de 10 pontos de ocorrência: *G. aestuans*, *G. gilvigularis*, *G. ignitus* e *G. ingrami* (Tabela 2). Testes de Mantel também foram

realizados no mesmo software para as espécies com maior número de pontos de ocorrência, *G. aestuans* e *G. ingrami*, visando identificar as variáveis consideradas mais importantes para essas espécies. Para *G. alphonsei*, *G. henseli* e *G. poaiae*, que apresentaram poucos dados de ocorrência, foram usadas todas as 19 camadas climáticas. Todas as camadas ambientais foram cortadas de acordo com o shapefile da espécie no ambiente de Sistema de Informação Geográfica (SIG).

Tabela 2

Variáveis climáticas selecionadas (nome e código), por meio da análise de componentes principais (PCA), para a geração dos modelos de *G. aestuans*, *G. gilvigularis*, *G. ignitus* e *G. ingrami*.

Espécies	Variáveis climáticas	Códigos
G. aestuans	Variação diurna média de temperatura	Bio2
	Temperatura máxima do mês mais quente	Bio5
	Temperatura média do trimestre mais frio	Bio11
	Precipitação anual	Bio12
G. gilvigularis	Isotermalidade	Bio3
	Precipitação anual	Bio12
	Sazonalidade da precipitação (Coeficiente de variação)	Bio15
G. ignitus	Variação diurna média de temperatura	Bio2
	Temperatura máxima do mês mais quente	Bio5
	Temperatura média do trimestre mais úmido	Bio8
	Temperatura média do trimestre mais frio	Bio11
G. ingrami	Isotermalidade	Bio3
	Variação anual da temperatura	Bio7
	Temperatura média do trimestre mais frio	Bio11
	Precipitação do trimestre mais úmido	Bio16

Para projetar os modelos de distribuição futura para o ano 2070, foram usados conjuntos de dados climáticos derivados do Modelo de Circulação Geral Acoplado

19

Oceano-Atmosfera (MCGOA) criado pela *Commonwealth Scientific and Industrial Research Organisation* (CSIRO), versão Mk3.5 (Gordon *et al.*, 2010), onde o cenário pessimista de emissão de CO_2 (A2) foi selecionado, com base no quarto relatório do Painel Intergovernamental de Mudanças Climáticas (IPCC, 2007).

O cenário A2 descreve um mundo bastante heterogêneo, com aumento contínuo da população. O tema subjacente é a autossuficiência e a preservação das identidades locais, sendo o desenvolvimento econômico essencialmente orientado para a região. O crescimento econômico per capita e o desenvolvimento tecnológico são qualificados como mais fragmentados e lentos do que os dos outros cenários (Parry *et al.*, 2007). As variáveis utilizadas para gerar os modelos de distribuição futura foram as mesmas usadas para o modelo de distribuição atual e, assim como essas, também foram cortadas de acordo com o shapefile da espécie, criados no ambiente SIG.

Algoritmos utilizados

Cinco diferentes algoritmos de modelagem foram aplicados para a elaboração dos modelos: MAXENT, com a saída logística - disponibilizado no programa MAXENT (Phillips *et al.*, 2006; Phillips e Dudík, 2008), GARP (Genetic Algorithm for Rule-set Prediction - with Best Subsets - new openModeller implementation) (Stockwell e Peters, 1999; Peterson e Kluza, 2003; Pereira e Siqueira, 2007), SVM (Suport Vectot Machines) (Cristianini e Shawe-Taylor, 2000), Bioclim e Enviromental Distance (Hirzel e Arlettaz, 2003) - disponibilizados no ambiente de modelagem OpenModeller (OM) versão 1.0.9 (Muñoz *et al.*, 2009).

Para *G. aestuans* e *G. ingrami* utilizou-se os algoritmos MAXENT, GARP e SVM. Já para *G. gilvigularise* e *G. ignitus*, com menos pontos de ocorrência, utilizou-se MAXENT, Bioclim e Enviromental Distance. Para as espécies com poucos dados bióticos, *G. alphonsei*, *G. henseli* e *G. poaiae*, utilizou-se apenas os algoritmos Bioclim e Environmental Distance. Após o término da execução dos modelos, fez-se o ensemble (técnica de projeção combinada) dos mesmos através da média dos modelos gerados pelos diferentes algoritmos, resultando em apenas um modelo final de distribuição atual e um modelo final de distribuição futura para cada espécie exemplo (Araújo e New, 2007).

Análise dos dados

Após a execução do modelo, realizou-se o teste externo, que avalia a capacidade preditiva do modelo, através da partição prévia dos dados bióticos iniciais em conjuntos de treino (70% dos dados) e teste (30% dos dados) de forma aleatória. O conjunto de dados de teste foi usado para a execução do teste externo, criando um número de pseudoausências equivalente a 100 vezes o número de dados de treino (Lobo e Tognelli, 2011). As repartições de dados bióticos usadas no software Maxent, de acordo com o número de pontos de ocorrência para cada espécie, foram: Subsample, para *G. ingrami*; Bootstrap, para *G.* aestuans; e Jackknife, na forma de Crossvalidate, para *G. gilvigularis* e *G. ignitus*.

Em seguida foram escolhidos valores de limite de corte (thresholds), para a elaboração dos mapas binários no ambiente SIG. Devido a pouca informação sobre a distribuição das espécies e ao pequeno número de dados de ocorrência, escolheu-se como valor de limite de corte o Valor mínimo de adequabilidade atribuída a um ponto de presença real (Minimum training presence). Apenas para *G. ingrami*, no qual se obteve um maior número de dados bióticos, escolheu-se o threshold equivalente ao Valor médio de adequabilidade atribuída aos pontos de presença real.

Após a criação dos mapas binários, referentes aos modelos de distribuição atual e futura, foi feita a matriz de confusão: matriz de acertos e erros associados à previsão dos modelos. Através da matriz de confusão obtiveram-se os valores de sensibilidade, especificidade, acurácia e TSS (True Skill Statistic) (Figura 2) (Giannini *et al.*, 2012; Allouche *et al.*, 2006). A sensibilidade do modelo é definida pela proporção de presenças verdadeiras do total de presenças preditas, e a especificidade pela proporção de ausências verdadeiras em relação às ausências preditas (De Marco Júnior e Siqueira, 2009).

Para avaliar a acurácia dos modelos gerados, os pontos de teste foram aplicados aos modelos resultantes e empregou-se a estatística de probabilidade Binomial para determinar se capacidade do modelo em acertar os pontos de teste é esperada pelo acaso, dado a proporção das células previstas pelo modelo, ou seja, se o poder de acurácia é significativamente diferente do acaso.

Matriz de confusão, onde 'a' e 'd' são previsões corretas e 'b' e 'c' são previsões incorretas.

Fonte: Giannini et al. (2012).

	Presença real	Ausência real
Presença prevista	a	b
Ausência prevista	с	d

a = verdadeiro positivo

b = falso positivo

c = falso negativo

d = verdadeiro negativo

Taxa de acerto = a + d

Taxa de erro = b + c

Taxa de falso positivo (erro de sobreprevisão) = $\frac{b}{b+d}$

Taxa de falso negativo (erro de omissão) = $\frac{c}{a+c}$

Sensibilidade = $\frac{a}{a+c}$

Especificidade = $\frac{d}{b+d}$

Acurácia = $\frac{a+d}{a+b+c+d}$

TSS = (sensibilidade+especificidade) -1 = $\left(\frac{a}{a+c} + \frac{d}{b+d}\right) - 1$

Outro método usado para a avaliação dos modelos gerados foi o cálculo da área sob a curva ROC (Receiver Operating Characteristics), a AUC. A curva ROC é produzida plotando valores de '1- especificidade' no eixo x de um gráfico, e valores de 'sensibilidade' no eixo y. Quanto mais próximo de 1 for a área sob a curva, mais distante o resultado do modelo é da previsão aleatória, ou seja, melhor o desempenho do modelo (Rushton *et al.*, 2004; Phillips *et al.*, 2006). A AUC serve como uma medida de avaliação modelo independente de um limite de corte escolhido (Manel *et al.*, 2001; Liu *et al.*, 2005).

Testes de proporções foram realizados no programa R (R Development Core Team, 2011) para verificar se a perda de área considerada adequada para cada espécie, entre os modelos de distribuição atual e futura, foi relacionada ou não ao acaso.

RESULTADOS

As variáveis climáticas selecionadas por meio do teste de Mantel, para a elaboração dos modelos, foram as mesmas quatro selecionadas pela análise de PCA para *G. ingrami*. Para *G. aestuans*, apenas a variável Bio5 (Temperatura máxima do mês mais quente) foi excluída, sendo as outras três usadas na construção dos modelos de distribuição (Tabela 4).

Tabela 4

Espécies	Variáveis climáticas	p-valor
G. aestuans	Variação diurna média de temperatura	0,000499
	Temperatura máxima do mês mais quente	0,267670
	Temperatura média do trimestre mais frio	0,000599
	Precipitação anual	9,99e-05
G. ingrami	Isotermalidade	9,99e-05
	Variação anual da temperatura	9,99e-05
	Temperatura média do trimestre mais frio	9,99e-05
	Precipitação do trimestre mais úmido	0,004999

Resultado do teste de mantel para as espécies G. aestuans e G. ingrami.

Os valores de AUC, para cada algoritmo, dos modelos de distribuição atual e futura podem ser encontrados nas tabelas 5 e 6, respectivamente. Já os valores de limite de corte usados para os modelos de distribuição atual e futura, para cada espécie, estão expostos na tabela 7.

Os mapas gerados (Figuras 2 a 8) evidenciaram uma previsão de aumento de área considerada ambientalmente adequada para *G. aestuans*, e perda de área para as demais espécies do gênero, para ano de 2070 em relação aos modelos de distribuição atual. Para todos os casos os valores do teste de proporções foram diferentes do acaso (Tabela 8), indicando que os modelos utilizados na distribuição das espécies foram significativos.

As matrizes de confusão dos modelos distribuição potencial atual de cada espécie, assim como suas medidas quantitativas derivadas, podem ser encontradas nas tabelas 9 a 22. Os resultados da estatística de probabilidade Binomial determinaram que a capacidade do modelo em acertar os pontos de teste foi diferente da esperada pelo acaso (Tabela 23).

Tabela 5

Valores de AUC, para cada algoritmo, dos modelos de distribuição atual. Algoritmos não utilizados para determinadas espécies estão representados pelo símbolo -.

	Algoritmos utilizados				
Espécies	MAXENT	GARP	SVM	Bioclim	Environmental Distance
G. aestuans	0,957	0,930	0,920	-	-
G. alphonsei	-	-	-	0,998	0,998
G. gilvigularis	0,810	-	-	0,970	0,998
G. henseli	-	-	-	0,998	0,998
G. ignitus	0,827	-	-	0,900	0,998
G. ingrami	0,914	0,840	0,940	-	-
G. poaiae	-	-	-	0,998	0,998

Tabela 6

Valores de AUC, para cada algoritmo, dos modelos de distribuição futura. Algoritmos não utilizados para determinadas espécies estão representados pelo símbolo -.

	Algoritmos utilizados				
Espécies	MAXENT	GARP	SVM	Bioclim	Environmental Distance
G. aestuans	0,966	0,940	0,960	-	-
G. alphonsei	-	-	-	0,998	0,998
G. gilvigularis	0,819	-	-	0,940	0,998
G. henseli	-	-	-	0,998	0,998
G. ignitus	0,839	-	-	0,940	0,998
G. ingrami	0,944	0,870	0,940	-	-
G. poaiae	-	-	-	0,998	0,998

Valores de limite de corte usados para os modelos de distribuição atual e futura para cada espécie. Para *G. ingrami* foi usado o Valor médio de adequabilidade atribuída aos pontos de presença real, e para as demais espécies o Valor mínimo de adequabilidade atribuída a um ponto de presença real.

	Valores de limite de corte			
Espécies	Modelo atual	Modelo futuro		
G. aestuans	0,274430	0,144853		
G. alphonsei	0,401470	0,410365		
G. gilvigularis	0,436043	0,314760		
G. henseli	0,680855	0,675870		
G. ignitus	0,545620	0,538123		
G. ingrami	0,575968	0,575653		
G. poaiae	0,745130	0,735320		

Tabela 8

Áreas preditas como ambientalmente adequadas pelos modelos de distribuição potencial atual e futura (em km²), perda ou ganho de área (em km² e porcentagem - %) e resultado do teste de proporções (p-valor).

Espécies	Modelo atual	Modelo futuro	Perda/ganho de área	%	p-valor
G. aestuans	1.051.837	1.119.656	67.819	6,45	<2,2e-16
G. alphonsei	2.463	2.237	-226	-9,18	0,00098
G. gilvigularis	527.557	414.295	-113.265	-21,47	<2,2e-16
G. henseli	877	636	-241	-27,48	6,30e-10
G. ignitus	185.754	91.530	-94.224	-50,73	<2,2e-16
G. ingrami	487.682	474.605	-13.077	-2,68	<2,2e-16
G. poaiae	6.180	1.963	-4.217	-68,24	<2,2e-16



Figura 2. Mapas de distribuição potencial atual (a) e futura (b) de *Guerlinguetus aestuans* no Brasil, com valores de adequabilidade ambiental e pontos de ocorrência da espécie.



Figura 3. Mapas de distribuição potencial atual (a) e futura (b) de *Guerlinguetus alphonsei* no Brasil, com valores de adequabilidade ambiental e pontos de ocorrência da espécie. Áreas contendo alto valor de adequabilidade ambiental foram ampliadas para melhor visualização.



Figura 4. Mapas de distribuição potencial atual (a) e futura (b) de *Guerlinguetus gilvigularis* no Brasil, com valores de adequabilidade ambiental e pontos de ocorrência da espécie.



Figura 5. Mapas de distribuição potencial atual (a) e futura (b) de *Guerlinguetus henseli* no Brasil, com valores de adequabilidade ambiental e pontos de ocorrência da espécie. Áreas contendo alto valor de adequabilidade ambiental foram ampliadas para melhor visualização.



Figura 6. Mapas de distribuição potencial atual (a) e futura (b) de *Guerlinguetus ignitus* no Brasil, com valores de adequabilidade ambiental e pontos de ocorrência da espécie.



Figura 7. Mapas de distribuição potencial atual (a) e futura (b) de *Guerlinguetus ingrami* no Brasil, com valores de adequabilidade ambiental e pontos de ocorrência da espécie.



Figura 8. Mapas de distribuição potencial atual (a) e futura (b) de *Guerlinguetus poaiae* no Brasil, com valores de adequabilidade ambiental e pontos de ocorrência da espécie. Áreas contendo alto valor de adequabilidade ambiental foram ampliadas para melhor visualização.

	Presença real	Ausência real
Presença prevista	29	3
Ausência prevista	710	2490

Matriz de confusão referente ao modelo de distribuição potencial atual de G. aestuans.

Tabela 10

Medidas quantitativas derivadas da matriz de confusão do modelo de distribuição potencial atual de *G. aestuans*.

Medidas	Valores
Erro de Sobreprevisão	0,107527
Erro de Omissão	0,196676
Sensibilidade	0,803324
Especificidade	0,892473
Acurácia	0,842187
TSS	0,695797
Taxa de acerto	2519 (77,9%)
Taxa de erro	713 (22,1%)

O modelo de distribuição atual de *G. aestuans* abrangeu áreas da região central, norte e leste do Estado do Amazonas; extremo sul de Roraima; uma pequena parte das regiões central, oeste, norte e nordeste do Estado do Pará; todo o leste o Amapá; e o noroeste do Maranhão (Figura 2, letra 'a'). O modelo de distribuição futura abrangeu áreas similares, porém com aumento de área no oeste do Pará, sul do Amapá e sul de Roraima (Figura 2, letra 'b'). Apesar da área prevista para *G. aestuans* no modelo de distribuição futura ter aumentado (Tabela 8), uma amostra de 95% dos pixels do modelo de distribuição atual e de 98% dos pixels do modelo de distribuição futura evidenciaram uma queda na média do valor de adequabilidade ambiental de 0,5366 para 0,3276.

	Presença real	Ausência real
Presença prevista	4	3
Ausência prevista	1	699

Matriz de confusão referente ao modelo de distribuição potencial atual de G. alphonsei.

Tabela 12

Medidas quantitativas derivadas da matriz de confusão do modelo de distribuição potencial atual de *G. alphonsei*.

Medidas	Valores
Erro de Sobreprevisão	0,300300
Erro de Omissão	0,002493
Sensibilidade	0,997506
Especificidade	0,699699
Acurácia	0,785000
TSS	0,697205
Taxa de acerto	703 (99,4%)
Taxa de erro	4 (0,6%)

Para *G. alphonsei*, os modelos de distribuição atual e futura identificaram áreas espaçadas consideradas ambientalmente adequadas nos estados de Alagoas e Pernambuco. A comparação dos dois modelos mostra diminuição de 9,18% (226 km²) da região potencial de distribuição para o ano 2070 (Figura 3).

Matriz de confusão referente ao modelo de distribuição potencial atual de *G*. *gilvigularis*.

	Presença real	Ausência real
Presença prevista	13	1
Ausência prevista	208	1192

Tabela 14

Medidas quantitativas derivadas da matriz de confusão do modelo de distribuição potencial atual de *G. gilvigularis*.

Medidas	Valores	
Erro de Sobreprevisão	0,077399	
Erro de Omissão	0,137931	
Sensibilidade	0,862069	
Especificidade	0,922601	
Acurácia	0,890000	
TSS	0,784669	
Taxa de acerto	1205 (85,2%)	
Taxa de erro	209 (14,8%)	

No modelo de distribuição atual de *G. gilvigularis* foram consideradas ambientalmente adequadas áreas da região central, sul, nordeste e uma pequena parte da porção oeste do Pará. Além disso, áreas do norte do Mato Grosso e pequenos locais ao oeste do Tocantins, noroeste do Maranhão, sudeste e nordeste do Estado do Amazonas e leste de Rondônia também foram incluídos (Figura 4, letra 'a'). No modelo de distribuição futura da espécie houve diminuição de 21,47% (113.265 km²) da área considerada adequada (Figura 4, letra 'b').

	Presença real	Ausência real
Presença prevista	5	1
Ausência prevista	0	600

Matriz de confusão referente ao modelo de distribuição potencial atual de G. henseli.

Tabela 16

Medidas quantitativas derivadas da matriz de confusão do modelo de distribuição potencial atual de *G. henseli*.

Medidas	Valores
Erro de Sobreprevisão	0,142857
Erro de Omissão	0,000000
Sensibilidade	1,000000
Especificidade	0,857143
Acurácia	0,916667
TSS	0,857143
Taxa de acerto	605 (99,8%)
Taxa de erro	1 (0,2%)

Os modelos de distribuição de *G. henseli* mostraram áreas ambientalmente adequadas no oeste do Rio Grande do Sul e sudoeste de Santa Catarina (Figura 5). Para o ano de 2070 houve diminuição de 27,48% (241 km²) das regiões consideradas adequadas, com destaque para Santa Catarina, onde a redução da área foi visível na comparação entre os dois modelos.

	Presença real	Ausência real
Presença prevista	13	1
Ausência prevista	94	1306

Matriz de confusão referente ao modelo de distribuição potencial atual de G. ignitus.

Tabela 18

Medidas quantitativas derivadas da matriz de confusão do modelo de distribuição potencial atual de *G. ignitus*.

Medidas	Valores
Erro de Sobreprevisão	0,071124
Erro de Omissão	0,067432
Sensibilidade	0,932568
Especificidade	0,928876
Acurácia	0,930714
TSS	0,861444
Taxa de acerto	1319 (93,3%)
Taxa de erro	95 (6,7%)

G. ignitus foi a espécie em que a comparação dos modelos apresentou a maior porcentagem de perda de área ambientalmente adequada prevista: 50,73% (94.224 km²). O modelo de distribuição atual identificou áreas consideradas adequadas para a espécie no oeste e em uma pequena parte do leste do Acre, na região central e sudoeste do Estado do Amazonas, e em poucos locais no oeste do Pará e de Rondônia (Figura 6, letra 'a'). No modelo de distribuição futura houve decréscimo dos locais da região oeste do Acre e sudoeste do Amazonas. Contudo, o modelo referente ao ano de 2070 abrangeu áreas do oeste do Pará e norte de Rondônia antes não incluídas no modelo de distribuição atual (Figura 6, letra 'b').

	Presença real	Ausência real
Presença prevista	118	25
Ausência prevista	1363	12937

Matriz de confusão referente ao modelo de distribuição potencial atual de G. ingrami.

Tabela 20

Medidas quantitativas derivadas da matriz de confusão do modelo de distribuição potencial atual de *G. ingrami*.

Medidas	Valores
Erro de Sobreprevisão	0,161948
Erro de Omissão	0,103548
Sensibilidade	0,896452
Especificidade	0,838051
Acurácia	0,864930
TSS	0,734504
Taxa de acerto	13055 (90,4%)
Taxa de erro	1388 (9,6%)

Para *G. ingrami*, a área potencial de ocorrência estimada pelo modelo de distribuição atual ocupou todo o Estado do Rio de Janeiro, as regiões central e leste do Espírito Santo, parte da região sudeste de Minas Gerais, leste do Estado de São Paulo, regiões central e leste do Paraná e de Santa Catarina, norte e nordeste do Rio Grande do Sul, e extremo sul da Bahia (Figura 7, letra 'a'). A comparação desta área com a área prevista para o futuro mostra um decréscimo de 2,68% (13.077 km²). O modelo para o ano de 2070 identificou áreas parecidas para o Estado do Rio de Janeiro e diminuição das áreas nos outros estados citados acima. No entanto, houve aumento da área considerada ambientalmente adequada no sul da Bahia (Figura 7, letra 'b').

	Presença real	Ausência real
Presença prevista	6	2
Ausência prevista	8	792

Matriz de confusão referente ao modelo de distribuição potencial atual de G. poaiae.

Tabela 22

Medidas quantitativas derivadas da matriz de confusão do modelo de distribuição potencial atual de *G. poaiae*.

Medidas	Valores
Erro de Sobreprevisão	0,201613
Erro de Omissão	0,013157
Sensibilidade	0,986842
Especificidade	0,798387
Acurácia	0,870000
TSS	0,785229
Taxa de acerto	798 (98,8%)
Taxa de erro	10 (1,2%)

O modelo de distribuição potencial atual de *G. poaiae* apresentou áreas adequadas no sul do Mato Grosso e em uma pequena parte do norte do Mato Grosso do Sul (Figura 8, letra 'a'). Já o modelo de distribuição futura mostrou áreas adequadas ambientalmente apenas no sul do Mato Grosso, evidenciando perda de 68,24% (4.217 km²) de área para o ano de 2070 (Figura 8, letra 'b').

Espécies	Modelo atual	Modelo futuro
G. aestuans	<2,2e-16	<2,2e-16
G. alphonsei	<2,2e-16	<2,2e-16
G. gilvigularis	2,48e-15	<2,2e-16
G. henseli	<2,2e-16	2,24e-09
G. ignitus	<2,2e-16	<2,2e-16
G. ingrami	<2,2e-16	<2,2e-16
G. poaiae	<2,2e-16	<2,2e-16

Resultado da proporção binomial (p-valor) para os modelos de distribuição atual e futura de cada espécie.

DISCUSSÃO

Dentre as variáveis climáticas selecionadas por meio do teste de Mantel, a variável 'precipitação anual' foi considerada mais importante do que as variáveis de temperatura para *G. aestuans*. Já para *G. ingrami* o resultado foi o oposto, sendo as variáveis relacionadas a temperatura consideradas mais importantes do que a de precipitação.

De acordo com os valores de AUC, os modelos gerados apresentaram bom desempenho, com resultados distantes da previsão aleatória. O mesmo pode-se dizer do resultado da estatística de probabilidade binomial e TSS. As matrizes de confusão dos modelos de distribuição atual também apresentaram altas taxas de acerto (77,9 a 99,8%) em relação ao número total de pontos de presença e pseudoausência, corroborando a qualidade preditiva dos modelos.

As etapas de avaliação e validação foram indispensáveis na construção dos modelos, pois sem elas haveria risco de que modelos com erros grosseiros fossem aceitos como verdades (Allouche *et al.* 2006). De qualquer forma, vale lembrar a importância da escolha dos algoritmos escolhidos para a modelagem de distribuição de espécies, já que muitos apresentam resultados bem diferentes um do outro. São muitos algoritmos disponíveis e cada um possui vantagens e desvantagens particulares, muitas vezes ainda não bem exploradas pelos pesquisadores (Barreto, 2008). Por isso, optou-se pelo ensemble dos modelos gerados pelos 3 algoritmos usados para cada espécie no presente trabalho, na tentativa de minimizar os erros gerados por cada um deles.

Os mapas apresentados mostraram não somente variação na extensão das áreas consideradas ambientalmente adequadas para 2070, como também mudanças nas áreas em si, revelando locais antes não previstos pelos modelos de distribuição potencial atual. Os resultados do teste de proporções mostraram perda significativa de áreas consideradas ambientalmente adequadas, do modelo de distribuição atual para o modelo de distribuição futura para as espécies de *Guerlinguetus*, com exceção de *G. aestuans*.

Apesar da expansão de 6,45% (67.819 km²) da região potencial de distribuição de *G. aestuans* para o ano de 2070, a média dos valores de adequabilidade ambiental diminuiu em relação ao modelo de distribuição atual. Além disso, uma área da região oeste do Estado do Amazonas mostrou-se isolada dos outros locais considerados

adequados para a espécie no modelo de distribuição futura, enquanto o contrário foi previsto para uma área do nordeste do Estado (Figura 2). Com isso, mesmo que *G. aestuans* esteja presente nessas regiões, os valores de adequabilidade ambiental podem ser muito baixos para sua permanência na área e populações poderiam ficar isoladas devido a uma possível distribuição disjunta. As regiões noroeste do Pará e oeste do Amapá e o restante do Estado de Roraima podem não ter sido previstos como adequados pelos modelos devido à quantidade de pontos de ocorrência encontrados nessas áreas. No noroeste do Pará, por exemplo, considerado como área de ampla ocorrência de *G. aestuans* por Bonvicino *et al.* (2008), não houve dados bióticos disponíveis para a elaboração dos modelos.

Assim como os modelos para *G. aestuans*, os modelos de distribuição potencial para *G. gilvigularis* previram áreas dentro do bioma Amazônia. Apenas o modelo de distribuição atual identificou locais considerados adequados no Cerrado, referentes ao Estado de Tocantins (Figura 3). Porém, não há registros da espécie nesse Estado ou bioma, e como sua localização geográfica encontra-se distante das demais áreas de distribuição, é possível que *G. gilvigularis* não ocorra nesses locais. A diminuição de 21,47% (113.265 km²) das áreas consideradas adequadas para 2070, mesmo desconsiderando as áreas do Cerrado, também pode ser um fator limitante para a ocorrência da espécie.

Para a produção dos modelos de distribuição de *G. ignitus*, foram usados pontos de ocorrência encontrados em locais não previstos por Bonvicino *et al.* (2008). Com isso, áreas na região central da Amazônia, oeste do Pará e leste do Acre foram consideradas adequadas para a espécie (Figura 6). No entanto, o noroeste do Mato Grosso, onde há um ponto de ocorrência, não foi previsto como ambientalmente adequado por nenhum dos modelos. Mesmo assim, os modelos de distribuição atual e futura identificaram áreas previstas disjuntas que, juntamente com o decréscimo de 50,73% (94.224 km²) para 2070, podem inferir em restrições na distribuição da espécie.

Para *G. alphonsei*, os modelos de distribuição potencial (Figura 3) previram uma área bastante inferior em relação à identificada por Bonvicino *et al.* (2008). Isso pode ser explicado pelo pequeno número de pontos de ocorrência encontrados para a espécie. Ao contrário do sudeste do Brasil, também presente no bioma Mata Atlântica, os estados do nordeste do País são locais onde coletas e pesquisas de campo na área da

biologia ainda são escassas, e as coleções de mamífero são recentes e pequenas em número de espécimes. Tais fatores dificultam a obtenção de dados para pesquisas, como as relacionadas à modelagem.

O modelo de distribuição potencial atual de G. ingrami identificou áreas no Cerrado e em grande parte da Mata Atlântica, bioma em que a ocorrência da espécie é bem conhecida (Pinto, 1931; Moojen, 1952; Miranda, 2005; Bonvicino et al., 2008; Alvarenga e Talamoni, 2005; Ribeiro et al., 2009) (Figura 7, letra 'a'). O modelo de distribuição futura, em comparação com o de distribuição atual, apresentou uma redução de 2,68% (13.077 km²) da área considerada adequada, mas abrangeu áreas no sul da Bahia e no Rio Grande do Sul antes não previstas, incluindo uma pequena porção do bioma Pampa (Figura 7, letra 'b'). O número de pontos de ocorrência dessa espécie foram maiores devido ao esforço de coleta de pesquisadores, já que as maiores universidades e instituições de pesquisas do Brasil estão localizadas no sudeste do País, e também devido a densidade populacional e quantidade de rodovias, onde muitos animais são encontrados mortos ou facilmente coletados. Os problemas relacionados à taxonomia de G. ingrami também foram menores do que os de outras espécies, já que essa tem sido considerada como sinônimo de Sciurus ingrami Thomas, 1901 (Pinto, 1931). Os dados de coleta e observações dessa espécie foram mais robustos, já que grande parte apresentou datas de coleta mais recentes, de 1950 a 2012, e coordenadas georreferenciadas.

Os modelos de distribuição de *G. henseli* abrangeram pequenas áreas ao sul da Mata Atlântica. O modelo de distribuição atual previu locais de adequabilidade ambiental na divisa do Rio Grande do Sul com Santa Catarina na região oeste e em regiões espaçadas no lado oeste e central do Rio Grande do Sul (Figura 5, letra 'a'). Já o modelo de distribuição futura identificou uma área bem menor para Santa Catarina, havendo perda de 27,48% (241 km²) da área total considerada adequada pelo modelo (Figura 5, letra 'b').

No modelo de distribuição potencial atual, as áreas preditas para *G. poaiae* ocuparam os biomas Amazônia, Cerrado e uma pequena parte do Pantanal (Figura 8, letra 'a'). Já o modelo de distribuição futura restringiu-se a áreas da Amazônia apenas (Figura 8, letra 'b'). As áreas consideradas ocupadas pela espécie atualmente, de acordo com Bonvicino *et al.* (2008), estão inseridas principalmente no Cerrado e uma parte na

Amazônia. Não há registros de ocorrência para a espécie no Pantanal, indicando que, apesar do modelo de distribuição atual considerar certos locais como ambientalmente adequados, é possível que a espécie não ocorra nesse bioma.

Zimbres *et al.* (2012) também identificaram uma contração no tamanho das área de distribuição potencial para o futuro (2050), devido à mudanças climáticas, para tamanduá-bandeira (*Myrmecophaga tridactyla*), tatu-canastra (*Priodontes maximus*) e tatu-bola (*Tolypeutes tricinctusuma*). Essas espécies ocorrem em vários biomas diferentes do Brasil, sendo todas as três encontradas no Cerrado. Já Siqueira e Peterson (2003), ao estudarem as consequências das mudanças climáticas para distribuição geográfica de 162 espécies de árvores do Cerrado, verificaram que as áreas da maioria das espécies foram projetadas com previsão de perda maior que 50%. Os resultados mostraram-se motivo de preocupação ampla sobre biodiversidade do Cerrado, uma vez que apenas 2,25% do bioma Cerrado estão protegidos. Colombo (2007), que delineou áreas de distribuição geográfica futura de 38 espécies arbóreas típicas da Mata Atlântica, também identificou redução de 50% da área de ocorrência potencial no cenário pessimista para 2050.

Sabe-se que as pequenas áreas previstas pelos modelos de *G. alphonsei*, *G. henseli* e *G. poaiae* estão relacionadas a pouca quantidade de pontos de ocorrência disponíveis. Barry e Elith (2006) e Pearson *et al.* (2007) já disseram que algumas amostras fornecem informações limitadas para determinar as relações entre as espécies e seu ambiente. O assunto é complexo devido à interação de qualidade de dados (quantidade e precisão dos dados de espécies, relevância ecológica das variáveis preditoras, indisponibilidade de informações sobre os distúrbios, limitações de dispersão e interações bióticas), método de modelagem e escala de análise (Elith *et al.*, 2006).

Dados de coleções biológicas e museus podem apresentar limitações devido à imprecisão da informação ou na escolha das áreas de coletas que, muitas vezes, privilegia locais de fácil acesso e de baixo custo econômico, ou ainda, onde já se tem certeza da ocorrência da espécie em estudo (Lobo e Tognelli, 2011). Apesar disso, o uso desse tipo de dado é frequentemente justificado devido à falta de levantamentos sistemáticos, além da demanda crescente por mapas de distribuição de espécies e estimativas sobre mudanças potenciais nessa distribuição devido às alterações climáticas (Elith e Leathwick 2009; Giannini *et al.*, 2012).

A localização dessas espécies de hábito arborícola em áreas geograficamente espalhadas dentro dos biomas Amazônia, Cerrado e Mata Atlântica é preocupante. A Amazônia Legal já perdeu mais 676.165 km² da sua área original e sofre com o constante desmatamento provocado pelas indústrias madeireiras e ocupação pecuária e agrícola (Lemos e Silva, 2011). De acordo com o Ministério do Meio Ambiente (MMA), a Mata Atlântica concentra cerca de 70% da população brasileira e é o bioma brasileiro com menor porcentagem de cobertura vegetal natural. Dos seus 1.103.961 km² de área total, 75,9% foram desmatados até 2009, ou seja, o bioma teve sua cobertura vegetal original e secundária reduzida para 245.382 km² (MMA, 2012). Já o cerrado, com área total de 2.039.386 km², teve sua cobertura vegetal original e secundária reduzida para 1.036.877 km² até o ano de 2010, equivalente a 48,54% de perda de vegetação. Nesse período, de 2009-2010, a taxa anual de desmatamento foi de 0,3%, a maior taxa dentre os seis biomas brasileiros (MMA, 2011).

Pearson *et al.* (2007) comentaram que a destruição de habitats naturais, por desmatamento de áreas destinadas à agropecuária ou por alterações climáticas, afetam diretamente a biodiversidade por poderem causar extinção de espécies, sendo a modelagem uma ferramenta importante na determinação do grau de ameaça de espécies ou grupos com poucas informações disponíveis sobre sua distribuição, como é o caso do gênero *Guerlinguetus*.

Porém, devemos lembrar que a modelagem tenta estimar o quão satisfatório um local é para a espécie considerando-se suas condições ambientais. Ou seja, em termos estatísticos, o resultado da modelagem indica se um local é satisfatório para a espécie e não se ele está de fato sendo ocupado (Phillips, 2008). Alguns pontos dificultam bastante a avaliação dos modelos, pois, mesmo em situações onde se conheça razoavelmente a distribuição geográfica de uma espécie ou de grupos de espécies, não se sabe ao certo as variáveis ambientais que realmente são importantes ou limitantes, direta ou indiretamente, à essa distribuição (Barreto, 2008).

Os erros de omissão e sobreprevisão, baseados na matriz de confusão, podem ser mensurados para avaliar o resultado da modelagem. O erro de omissão é geralmente considerado como um erro verdadeiro, representado pela letra 'c' na matriz de confusão (Tabela 3). Contudo, alguns registros de presença podem não ser muito confiáveis quanto à sua identificação taxonômica ou georrefenciamento. Estes pontos podem representar uma informação ambiental muito fora do padrão gerado pelos demais pontos do conjunto de treino. Nessas circunstâncias, um erro de omissão não seria um erro, e sim uma forma do algoritmo conferir menos importância para pontos considerados "ruins". (Elith *et al.*, 2006; Phillips *et al.* 2006).

O erro de sobreprevisão pode ou não ser um erro verdadeiro. Consiste na previsão de ocorrência em uma área na qual não se tem registro da presença da espécie, e é representado pela letra 'b' na matriz de confusão. Este erro pode ser causado por diferentes situações: a área prevista pode ser habitável para a espécie, mas não se tem um esforço amostral suficiente na região para afirmar se a espécie ocorre ou não, indicando lacunas de conhecimento. Outra situação possível seria se a área fosse habitável para a espécie, mas fatores históricos ou ecológicos (barreiras geográficas, capacidade de dispersão) ou bióticos (competição, predação) impediram a espécie de chegar ou de se estabelecer na região. Por fim, a área poderia ser realmente inabitável, o que consistiria no verdadeiro erro de sobreprevisão. De qualquer forma, não é considerado um erro grave, pois em algumas situações, tais como previsão de áreas de potencial invasão por espécies exóticas, ou rotas de disseminação de vetores de doenças, ou ainda em projeções de distribuições futuras ou no passado, a sobreprevisão, ou uma maior capacidade preditiva do modelo, é necessária (Giannini *et al.*, 2012).

CONCLUSÃO

Os modelos de distribuição potencial atual e futura das espécies de *Guerlinguetus* apresentaram bom desempenho, com resultados distantes da previsão aleatória. Os mapas apresentados mostraram não somente variação na extensão das áreas consideradas ambientalmente adequadas para 2070, como também mudanças nas áreas em si, revelando locais antes não previstos pelos modelos de distribuição potencial atual. Os resultados do teste de proporções mostraram perda significativa de áreas consideradas ambientalmente adequadas, do modelo de distribuição atual para o modelo de distribuição futura para as espécies de *Guerlinguetus*, com exceção de *G. aestuans*. Apesar da expansão de 6,45% (67.819 km²) da região potencial de distribuição de *G. aestuans* para o ano de 2070, a média dos valores de adequabilidade ambiental diminuiu em relação ao modelo de distribuição atual.

A localização dessas espécies de hábito arborícola em áreas geograficamente espalhadas dentro da Amazônia, Cerrado e Mata Atlântica é preocupante, pois a perda de área original desses biomas é grande, e os valores de adequabilidade ambiental podem ser muito baixos para sua permanência na área e populações poderiam ficar isoladas devido a uma possível distribuição disjunta. Com isso, a hipótese de ameaça à sobrevivência dessas espécies, devido a mudanças ambientais futuras, está presente.

Contudo, a probabilidade de acerto dos modelos está diretamente relacionada com o número de registros de ocorrência das espécies. Isso significa que um maior esforço em levantamentos de biodiversidade pode fortalecer os modelos resultantes para a predição da ocorrência das espécies.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Allen, J. A. 1915. Review of the South American Sciuridae. **Bulletin of the American Museum of Natural History**, 34: 147-309.

Allouche, O.; Tsoar, A.; Kadmon, R. 2006. Assessing the accuracy of species distribution models: prevalence, kappa and the true skill statistic (TSS). Journal of Applied Ecology, 43, 1223–1232.

Alvarenga, C. A.; Talamoni, S. A. 2005. Nests of the Brazilian squirrel *Sciurus ingrami* Thomas (Rodentia, Sciuridae). **Revista Brasileira de Zoologia**, 22 (3): 816-818.

Araújo, M. B.; New, M. 2007. Ensemble forecasting of species distributions. **Trends in Ecology and Evolution**, 22: 42-47.

Araújo, M. B.; Thuiller, W.; Pearson, R. G. 2006. Climate warming and the decline of amphibians and reptiles in Europe. **Journal of Biogeography**, 33, 1712–1728

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). Tese de Doutorado. Programa de Pós-graduação em Entomologia. Universidade Federal de Viçosa, UFV. 2008.

Barry, S. C.; Elith, J. 2006. Error and uncertainty in habitat models. Journal of Applied Ecology, 43, 413–423.

Bonvicino, C. R.; Oliveira, J. A.; D'Andrea, P. S.. **Guia de roedores do Brasil**: com chaves para gêneros baseadas em caracteres externos. Rio De Janeiro, Organização Pan-Americana da saúde, 2008. 120p.

Brooks, T.; Fonseca, G. A. B.; Rodrigues, A. S. L. 2004. Species data and conservation planning. **Conservation Biology**, 18: 1682-1688.

Cáceres, N. C.; Cherem, J. J.; Graipel, M. E. Distribuição geográfica de mamíferos terrestres na região sul do Brasil. **Ciência e Ambiente**, 35, 167-180. 2007.

Colombo, A. F. Consequências potenciais das mudanças climáticas globais para espécies arbóreas de Mata Atlântica. Dissertação de Mestrado. Programa de Pós-

graduação em Ecologia. Universidade Estadual de Campinas, Instituto de Biologia. 2007.

Cristianini, N.; Shawe-Taylor, J. 2000. An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods. Cambridge University Press, London.

De Marco Júnior, P.; Siqueira, M. F. D. 2009. Como determinar a distribuição potencial de espécies sob uma abordagem conservacionista? **Megadiverisdades**, v5, nº 1-2, 65-76.

Elith, J.; Leathwick, J. R. 2009. Species distribution models: ecological explanation and prediction across space and time. Annual Review of Ecology, Evolution and Systematics 40: 677-97.

Elith, J.; Graham, C. H.; Anderson, R. P.; Dudik, M.; Ferrier, S.; Guisan, A.; Hijmans, R. J.; Huettmann, F.; Leathwick, J. R.; Lehmann, A.; Li, J.; Lohmann, L. G.; Loiselle, B. A.; Manion, G.; Moritz, C.; Nakamura, M.; Nakazawa, Y.; Overton, J. M.; Peterson, A. T.; Phillips, S. J.; Richardson, K. S.; Scachetti-Pereira, R.; Schapire, R. E.; Soberon, J.; Williams, S.; Wisz, M. S.; Zimmermann, N. E. 2006. Novel methods improve prediction of species' distributions from occurrence data. **Ecography**, 29: 129-151.

Elith, J.; Phillips, S. J.; Hastie, T.; Dudík, M.; Chee, Y. E.; Yates, C. J. 2010. A statistical explanation of MaxEnt for ecologists. **Diversity and Distributions**, 1–15.

Elton, C. Animal Ecology. New York, The Macmillan Company, 1927. 207p.

Fernandes, A. C. A. **Censo de mamíferos em alguns fragmentos de floresta atlântica no nordeste do Brasil.** Dissertação de Mestrado. Programa de Pós-graduação em Biologia Animal. Departamento de Zoologia. Universidade Federal de Pernambuco, UFPE. 2003.

Gause, G. F. **The Struggle for existence**. Baltimore, The Williams & Wilkins Company, 1934. 163p.

Giannini, T. C.; Siqueira, M. F.; Acosta, A. L.; Barreto, F. C. C.; Saraiva, A. M.; Alvesdos-Santos, I. 2012. Artigo de Revisão / Review Paper: Desafios atuais da modelagem preditiva de distribuição de espécies. Current challenges of species distribution predictive modelling. **Rodriguésia**, 63(3): 733-749. Gibson, L. A.; Wilson, B. A.; Cahill, D. M.; Hill, J. Modelling habitat suitability of the swamp antechinus (*Antechinus minimus maritimus*) in the coastal headlands of southern Victoria, Australia. **Biological Conservation**, 117, 143-150. 2004.

Gordon, Hal; O'Farrell, Siobhan; Collier, Mark; Dix, Martin; Rotstayn, Leon; Kowalczyk, Eva; Hirst, Tony; Watterson, Ian. **The CSIRO Mk3.5 Climate Model.** The Centre for Australian Weather and Climate Research. CAWCR Technical Report No. 021. 2010

Grinnell, J. 1917. The niche-relationships of the California Thrasher. Auk, 34, 427–433.

Guisan A; Zimmermann, N. E. 2000. Predictive habitat distribution models in ecology. **Ecological Modelling**, 135: 147–186.

Hijmans, R. J.; Cameron, S. E.; Parra, J. L.; Jones, P. G.; Jarvis, A. Very high Resolution interpolated climate surfaces for global land areas. **International Journal Of Climatology**, 25, 1965-1978. 2005.

Hirzel, A. H.; Arlettaz, R. 2003. Modeling habitat suitability for complex species distributions by environmental-distance geometric mean. **Environmental Management**, 32: 614-623.

Hutchinson, G. E. 1957. Concluding remarks. Cold Spring Harbor Symp Quant Biol, 22, 415–427.

IPCC, 2007: Climate Change 2007: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, Pachauri, R.K and Reisinger, A. (eds.)]. IPCC, Geneva, Switzerland, 104 p.

Jiménez-Valverde, A.; Lobo, J. M.; Hortal, J. 2008. Not as good as they seem: the importance of concepts in species distribution modeling. **Diversity and Distributions**, 14: 885-890.

Klamt, M.; Thompson, R.; Davis, J. 2011. Early response of the platypus to climate warming. **Global Change Biology**, 17, 3011–3018.

Lemos, A. L. F.; Silva, J. A. 2011. Desmatamento na Amazônia Legal: Evolução, Causas, Monitoramento e Possibilidades de Mitigação Através do Fundo Amazônia. FlorestaeAmbiente,18(1):98-108.Disponívelem:<http://www.floram.org/files/v18n1/v18n1a11.pdf>.Acesso em: 22 fev. 2013.

Liu, C.; Berry, P. M.; Dawson, T. P.; Pearson, R. G. 2005. Selecting thresholds of occurrence in the prediction of species distributions. **Ecography**. 28: 385-393.).

Lobo, J. M.; Tognelli, M. F. 2011. Exploring the effects of quantity and location of pseudo-absences and sampling biases on the performance of distribution models with limited point occurrence data. **Journal for Nature Conservation**, 19: 1-7.

Manel, S.; Williams, H. C.; Ormerod, S. J. 2001. Evaluating presence-absence models in ecology: the need to account for prevalence. **Journal of Applied Ecology**, 38: 921-931.

MMA. Ministério do Meio Ambiente. 2011. Monitoramento do desmatamento nos biomas brasileiros por satélite. Acordo de cooperação técnica MMA/IBAMA. Monitoramento do Bioma Cerrado 2009-2010. Brasília, 65 p. Disponível em: http://www.mma.gov.br/estruturas/sbf_chm_rbbio/_arquivos/relatoriofinal_cerrado_20 10_final_72_1.pdf>. Acesso em: 25 fev. 2013.

MMA. Ministério do Meio Ambiente. 2012. Monitoramento do desmatamento nos biomas brasileiros por satélite. Acordo de cooperação técnica MMA/IBAMA. Monitoramento do Bioma Mata Atlântica 2008 a 2009. Brasília, 101 p. Disponível em: http://www.mma.gov.br/estruturas/sbf_chm_rbbio/_arquivos/relatorio_tcnico_mata_at lantica_2008_2009_72.pdf>. Acesso em: 25 fev. 2013.

Moojen J. 1942. Sobre os "ciurídeos" das coleções do Museu Nacional, do Departamento de Zoologia de S. Paulo e do Museu Paraense Emílio Goeldi. **Boletim do Museu Nacional**, Zoologia 1: 55.

Moojen, J. 1952. **Os roedores do Brasil.** Rio de Janeiro, Instituto Nacional do Livro, 214p.

Muñoz, M. E. S.; Giovanni, R.; Siqueira, M. F.; Sutton, T.; Brewer, P.; Pereira, R.S.; Canhos, D. A. L.; Canhos, V. P. 2009. "openModeller: a generic approach to species' potential distribution modelling". GeoInformatica. DOI: 10.1007/s10707-009-0090-7.

Oberhauser, K.; Peterson, A. T. 2003. Modeling current and future potential wintering distributions of eastern North American monarch butterflies. **PNAS**, 100, 24: 14063–14068.

Ortega-Huerta, M. A.; Peterson, A. T. 2008. Modeling ecological niches and predicting geographic distributions: a test of six presence-only methods. **Revista Mexicana de Biodiversidad**, 79: 205- 216.

Paese, A.; Dornelles, S.; Santos, J. E.; Pires, J. S. R. 2007. Modelos de classificação em árvore para a localização de áreas de ocorrência potencial de espécies. **Megadiversidade**, v 3, nº 1-2.

Parmesan, C. 2006. Ecological and evolutionary responses to recent climate change. Annual Review of Ecology Evolution and Systematics, 37: 637-669.

Parry, M. L.; Canziani, O. F.; Palutikof, J.P.; van der Linden, P.J.; Hanson, C.E. 2007. Climate Change 2007: Impacts, Adaptation and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, 2007. **Cambridge University Press**, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA.

Pearson, R. G. 2007. Species' Distribution Modeling for Conservation Educators and Practitioners. Synthesis. American Museum of Natural History. Disponível em: http://ncep.amnh.org. Acesso em: 20 ago. 2012.

Pearson, R. G.; Raxworthy, C. J.; Nakamura, M.; Peterson, A. T. Predicting species distributions from small numbers of occurrence records: a test case using cryptic geckos in Madagascar. **Journal of Biogeography**, 34, 102–117. 2007.

Pereira, R. S.; Siqueira, M. F. 2007. Algoritmo Genético para Produção de Regras (GARP). **Megadiversidade** (Belo Horizonte), v. 3, p. 46-55.

Peterson, A. T.; Sánchez-Cordero, V.; Soberón, J.; Bartley, J.; Buddemeier, R. W.; Navarro-Sigüenza, A. G. 2001. Effects of global climate change on geographic distributions of Mexican Cracidae. **Ecological Modelling**, 144, 21–30.

Peterson, A. T.; Kluza, D. A. 2003. New distributional modeling approaches for gap analysis. **Animal Conservation**, 6: 47-54.

Phillips, S. J. 2008. Transferability, sample selection bias and background data in presence-only modelling: a response to Peterson *et al.* (2007). **Ecography**, 31: 272-278.

Phillips, S. J.; Anderson, R. P.; Schapire, R. E. 2006. Maximum entropy modeling of species geographic distributions. Ecological Modelling, 190, 231–259.

Phillips, S. J.; Dudík, M. 2008. Modeling of species distributions with Maxent: new extensions and a comprehensive evaluation. **Ecography**, 31, 161–175.

Pinto, O. M. O. 1931. Ensaio sobre a fauna de Sciurideos do Brasil, consoante sua representação nas coleções do Museu Paulista. **Revista do Museu Paulista**, 17: 263-319.

R Development Core Team. **R**: A language and environment for statistical computing. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing, 2011.

Ribeiro, L. F.; Conde, L. O. M.; Guzzo, L. C.; Papalambropoulos, P. R. 2009. Behavioral patterns of *Guerlinguetus ingrami* (Thomas, 1901) from three natural populations in Atlantic forest fragments in Espírito Santo state, Southeastern Brazil. **Natureza on line**, 7 (2): 92-96.

Rushton, S. P.; Ormerod, S. J.; Kerby, G. 2004. New paradigms for modelling species distributions? Journal of Applied Ecology 41: 193-200

Simião-Ferreira, J. e Demarco Jr., P. Modelagem da distribuição potencial das espécies *Tupiperla gracilis* (Burmeister 1839) e *Gripopteryx garbei* (Navas 1936) (Gripopterygidae: Plecoptera) para a América do Sul. **Anais do VIII Congresso de Ecologia do Brasil**, Caxambu – MG. 2007.

Siqueira, T.; Padial, A. A.; Bini, L. M. 2009 Mudanças climáticas e seus efeitos sobre a biodiversidade: um panorama sobre as atividades de pesquisa. **Megadiversidade**, v5, nº 1-2.

Siqueira, M. F.; Peterson, A. T. 2003. Consequences of global climate change for geographic distributions of Cerrado tree species. **Biota Neotropica**, v 3: 1-14

Soberón, J.; Nakamura, M. 2009. Niches and distributional areas: concepts, methods, and assumptions. **PNAS**, 106: 19644-19650.

Soberón, J.; Peterson, A. T. Interpretation of Models of Fundamental Ecological Niches and Species' Distributional Areas. **Biodiversity Informatics**, vol. 2, p.1-10, 2005.

Stockwell, D.; Peters, D. 1999. The GARP modeling system: problems and solutions to automated spatial prediction. **International Journal of Geographical Information Science**. 13: 143-158.

Vasques, H. C. F. **Avaliação da efetividade de manejo da Estação Ecológica de Murici/Alagoas.** Dissertação de Mestrado. Programa Regional de Pós-graduação em Desenvolvimento e Meio Ambiente. Pró-reitoria de Pesquisa e Pós-graduação. Universidade Federal de Alagoas, UFAL. 2009.

Zimbres, B. Q. C.; Aquino, P. P. U.; Machado, R. B.; Silveira, L.; Jácomo, A. T. A.; Sollmann, R.; Tôrres, N. M., Furtado, M. M.; Marinho-Filho, J. 2012. Range shifts under climate change and the role of protected areas for armadillos and anteaters. **Biological Conservation**, v. 152, 53-61.

Anexo 1

Museus e instituições cujos dados das coleções foram utilizados. Os nomes das instituições da Bélgica e Suécia estão em inglês, de acordo com a forma apresentada pelo site GBIF. No modo de consulta, a palavra Site é referente à obtenção de dados através do site próprio da instituição.

Coleção/Instituição	País	Modo de consulta	
American Museum of Natural History – AMNH	Estados Unidos	Site e e-mail	
Arctos - MVZ Mammal Catalog		GBIF	
Avian Knowledge Network - CLO - Macaulay Library - Audio Data		GBIF	
Coleção de Mamíferos da Universidade Federal de Mato Grosso - UFMT	Brasil	SpeciesLink	
Coleção de Mamíferos da Universidade Federal de Pernambuco – UFPE	Brasil	E-mail	
Coleção de mamíferos da Universidade Federal de Santa Maria – UFSM	Brasil	E-mail	
Coleção de Mamíferos da Universidade Federal do Espírito Santo - UFES	Brasil	SpeciesLink	
Coleção de Mamíferos do Departamento de Ecologia e Zoologia da Universidade Federal de Santa	Dread	E-mail	
Catarina - UFSC	Drasii		
Coleção de mamíferos do Museu Nacional da Universidade Federal do Rio de Janeiro - UFRJ	Brasil	Visitas	
Coleção de Tecidos Animais (CTA) do Departamento de Ciências Biológicas da Universidade Federal	Dread	Species Link	
do Espírito Santo - UFES	Drasii	SpeciesLink	
Fonoteca Neotropical "Jacques Vielliard" (FNJV) da Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP	Brasil	SpeciesLink	
Mammal Collection of the Field Museum of Natural History - FMNH	Estados Unidos	GBIF e e-mail	
Mammal collection of the Swedish Museum of Natural History - NRM	Suécia	GBIF	
Museu de Biologia Professor Mello Leitão	Brasil	E-mail	

Continuação da Tabela 1.

Coleção/Instituição	País	Modo de consulta
Museu de História Natural Capão da Imbuia	Brasil	E-mail
Museu de Zoologia da Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP	Brasil	SpeciesLink
Museu de Zoologia João Moojen - Universidade de Viçosa - UFV	Brasil	E-mail
Museum of Comparative Zoology (MCZ) of the Harvard University	Estados Unidos	Site e GBIF
Museum of Vertebrate Zoology (MVZ Mammals) of the University of California, Berkeley	Estados Unidos	SpeciesLink e site
Royal Belgian Institute of natural Sciences - RBINS collections	Bélgica	GBIF
Sistema de Informação do Programa Biota (SINBIOTA)/Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de	Ducail	SpeciesLink
São Paulo (FAPESP)	DIASII	
Smithsonian National Museum Natural History	Estados Unidos	Site, GBIF e e-mail
Universidade Federal do Paraná - UFPR - Departamento de Zoologia	Brasil	E-mail
Vertebrate Collection of the Natural History Museum of Los Angeles County - LACM	Estados Unidos	GBIF e e-mail

Anexo 2

Variáveis climáticas produzidas por Hijmans *et al.* (2005), que correspondem aos anos de 1950 a 2000.

Fonte: Barreto (2008).

Código	Variável
Bio1	Temperatura anual média
Bio2	Variação diurna média de temperatura (média mensal (temperatura máxima-
	temperatura mínima))
Bio3	Isotermalidade (Bio2/Bio7) (*100)
Bio4	Sazonalidade da temperatura (Desvio padrão *100)
Bio5	Temperatura máxima do mês mais quente
Bio6	Temperatura mínima do mês mais frio
Bio7	Variação anual da temperatura (Bio5-Bio6)
Bio8	Temperatura média do trimestre mais úmido
Bio9	Temperatura média do trimestre mais seco
Bio10	Temperatura média do trimestre mais quente
Bio11	Temperatura média do trimestre mais frio
Bio12	Precipitação anual
Bio13	Precipitação do mês mais úmido
Bio14	Precipitação do mês mais seco
Bio15	Sazonalidade da precipitação (Coeficiente de variação)
Bio16	Precipitação do trimestre mais úmido
Bio17	Precipitação do trimestre mais seco
Bio18	Precipitação do mês mais quente
Bio19	Precipitação do mês mais frio