



UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESTADO DO RIO DE JANEIRO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS BIOLÓGICAS
MESTRADO EM BIODIVERSIDADE NEOTROPICAL

Érica Borges Grave dos Santos

A CONTRIBUIÇÃO BIOGEOGRÁFICA DE BASES PARTICIPATIVAS PARA O ESTUDO DE
LACUNAS ESPACIAIS EM AVES ENDÊMICAS DA MATA ATLÂNTICA

Rio de Janeiro

2019

UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESTADO DO RIO DE JANEIRO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS BIOLÓGICAS
MESTRADO EM BIODIVERSIDADE NEOTROPICAL

**A CONTRIBUIÇÃO BIOGEOGRÁFICA DE BASES PARTICIPATIVAS PARA O ESTUDO DE
LACUNAS ESPACIAIS EM AVES ENDÊMICAS DA MATA ATLÂNTICA**

Érica Borges Grave dos Santos

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Biológicas (Biodiversidade Neotropical) da Universidade Federal do Estado do Rio de Janeiro, como um dos requisitos necessários para obtenção do grau de mestre em Ciências Biológicas (Biodiversidade Neotropical)

Orientador: Marcos de Souza Lima Figueiredo

Coorientador: Henrique Bastos Rajão Reis

Rio de Janeiro, RJ - Brasil

Fevereiro de 2019

A Contribuição Biogeográfica de Bases Participativas para o Estudo de Lacunas Espaciais em Aves Endêmicas
da Mata Atlântica

Érica Borges Grave dos Santos

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Biológicas (Biodiversidade Neotropical) da Universidade Federal do Estado do Rio de Janeiro, como um dos requisitos necessários para obtenção do grau de mestre em Ciências Biológicas (Biodiversidade Neotropical).

Defendida em 28 de fevereiro de 2019

Aprovada por:

Dr. Marcos de Souza Lima Figueiredo (UNIRIO)
orientador

Dr^a. Maria Lucia Lorini (UNIRIO)

Dr. Marcelo de Moraes Weber (UFRJ)

FICHA CATALOGRÁFICA

SANTOS, ÉRICA BORGES GRAVE dos

A contribuição biogeográfica de bases participativas para o estudo de lacunas espaciais em aves endêmicas da Mata Atlântica[Rio de Janeiro] 2019.

vii + 24 p. 29,7 cm (Instituto de Biociências/UNIRIO, M.Sc., Ciências Biológicas (Biodiversidade Neotropical, 2019)

Dissertação – Universidade Federal do Estado do Rio de Janeiro, PPGBio.

1. ciência colaborativa

2. biogeografia

3. lacunas espaciais

I. IBIO/UNIRIO II. Título (série).

Agradecimentos

Òké Aro!!! Meu pai Oxóssi, obrigada por me tornar guerreira e ajudar a andar por essa floresta que é a vida. Arolé! Guerreiro!

Epahey Oyá! Minha mãe nos dias meus dias de ventania foi quando mais senti sua presença. Epahey!

Agradeço a minha mãe, Scheyla por cuidar de mim de todas as maneiras que precisei; pelo apoio amor, compreensão, conversas e almoços. Essa vitória é nossa.

Ao meu pai, Ivan pelo carinho, amor, e investimento nessa cansativa caminhada. Devo absolutamente tudo a vocês, muito obrigado. Amo vocês mais do que palavras e sentimentos podem descrever.

Ao meu pai Gal por me mostrar caminhos de amor, paz e discernimento. Meu caminho é mais iluminado com sua presença na minha vida.

A minha companheira Mariana que suportou meus dias chuvosos e tempestuosos, me ajudou por noites e dias sem dormir. Obrigada pela parceria incentivo sorrisos e choros. Juntas podemos tudo.

Obrigada Luis Felipe, sem você eu não estaria escrevendo esses agradecimentos. Sou muito grata pela sua amizade e parceria científica. Você é muito querido e próximo do meu coração.

Obrigada André Loredó por ceder suas madrugadas e finais de semana ao se unir a força tarefa para concluir essa etapa. Você é um amigo único.

A Carlos Eduardo Arlé e Isadora Dantas que mesmo em outros continentes, conseguiram me ajudar e apoiar minha psique científica. Vocês deixam muitas saudades.

A meu orientador Marcos Figueiredo por transparecer calma e me ajudar a construir a minha personalidade científica. Tenho imensa admiração por você. Espero que no caminhar científico encontre mais pesquisadores e pessoas como você.

A Henrique Rajão pelos conselhos, serenidade e confiança.

A todos meus amig@s que me deram uma palavra de conforto sempre que precisei. A lista é interminável. Amo vocês

A meu eternamente querido Alexandre Christo que me apresentou o universo da biogeografia e estatística, fez parte da minha construção como cientista e pessoa. A sua falta é sentida.

SUMÁRIO

RESUMO	vi
ABSTRACT	viii
INTRODUÇÃO	9
OBJETIVOS.....	13
MATERIAL E MÉTODOS	13
Obtenção dos dados	13
Análise dos dados	15
RESULTADOS	17
Distribuição espacial de registros nos municípios e riqueza	17
Curvas de acumulação de espécies	24
Estimativas de riqueza	24
DISCUSSÃO.....	26
Distribuição espacial de registros nos municípios e riqueza	26
Espécies mal amostradas	28
Considerações finais	29
REFERÊNCIAS	30
Apêndice 1.	35

RESUMO

A importância dos registros de ocorrência na determinação da distribuição geográfica das espécies deriva da diversidade habitats em que podem ser encontradas. Em razão de características inerentes a cada espécie, associada ao contexto de modificações e uso da terra, o desbalanço entre o esforço amostral e o conhecimento das distribuições das espécies pode ser evidenciado por lacunas no conhecimento das distribuições geográficas. O fenômeno nomeado como déficit Wallaceano, possui íntima ligação com variações espaciais e temporais no esforço amostral. Recentemente, programas de ciência cidadã tem produzido, em grande volume, dados reunidos em bases participativas, surgindo como recurso para acompanhar o dinamismo da distribuição das espécies. Isso, permite a redução de vazios amostrais em ampla escala espacial, compreensão da mudança de padrões de distribuição e descrição da distribuição das espécies. O objetivo geral deste projeto foi, sob a perspectiva do conhecimento disponível sobre distribuições geográficas das aves endêmicas a Mata Atlântica, verificar se há falta de conhecimento nos inventários existentes. Caso haja lacunas no conhecimento, quantificar a real contribuição das bases colaborativas para compreensão dos padrões espaciais de riqueza de espécies. Para tanto, foi feita uma comparação das curvas de acúmulo de espécie construídas usando registros obtidos em uma base de dados “tradicional” e outra colaborativa. Foram contabilizados para as duas bases 57.269 registros de ocorrência, sendo 51.6% advindos de ciência colaborativa. Espacialmente, a contribuição, nas regiões Sul e Nordeste de municípios não amostrados, foi expressiva, revelando o incipiente conhecimento sobre a ocorrência das espécies nas regiões. Mesmo com alto acréscimo de novos registros pela base colaborativa, curvas de acúmulo de espécie não apresentam proximidade ao patamar amostral. Da mesma forma, algumas espécies apresentaram incremento numérico substancial em registros, após a adição dos dados da ciência colaborativa. Os resultados aqui apresentados demonstram o grande potencial de informações geradas pela ciência cidadã, no preenchimento de lacunas espaciais.

ABSTRACT

Despite the high relevancy for Biogeography the ascertainment of geographic distribution of species, the available occurrences are not equally distributed in relation to the sampling effort, representing its distribution inaccurately. This imprecision or deficit, is called Wallacean shortfall, strongly associated with spatial and temporal variations in the sampling effort. Recently, citizen science programs have resulted in large volumes of data gathered on collaborative basis, emerging as resource for monitoring shifts on species distribution. This allows a reduction of sample gaps at a large spatial scale, an understanding distribution changes, and description of species distribution. The main purpose of this essay is to verify whether the lack of knowledge exists in the inventories. If the gaps in knowledge do exists, quantify the real contribution of the participatory basis for apprehension spatial patterns of species richness, using the endemic Atlantic Forest birds as a model of study. To achieve these targets, a comparison was made of the accumulation curves constructed using records obtained from a "traditional" and a collaborative database. 57,269 records of occurrence were recorded, of which 51.6% came from collaborative science. Spatially, there was a significant contribution of non-sampled municipalities to the South and Northeast regions, revealing the incipient knowledge about the species in the regions. Even with the high contribution of new records by collaborative science, the species accumulation curves show no sign of stabilization. Likewise, some species presented a substantial increase in their records after the addition of collaborative science data. The results presented here demonstrate the great potential of information generated by collaborative science in the filling of spatial sampling gaps.

INTRODUÇÃO

Para compreender processos geradores de variação na biodiversidade dos táxons na superfície da Terra, a Biogeografia se propõe a estudar da variação geográfica em todas as entidades biológicas, utilizando ocorrências conhecidas (Lomolino *et al.* 2015). Por consequência, para que a distribuição geográfica de um organismo seja conhecida, é fundamental possuir os registros de ocorrência (Peterson *et al.* 2011). A função primordial da ocorrência como princípio do estudo biogeográfico, a coleta e compilação de dados de distribuição geográfica de uma espécie, se torna uma importante etapa no detalhamento da distribuição geográfica (Cerqueira 1995). Usualmente, durante esse processo há o confronto com a carência de informações e/ou percalços ligados as informações geográficas (*i.e.* nome da localidade) (Ebach & Tangney 2006, Peterson *et al.* 2011).

Delinear a distribuição de uma espécie não é uma tarefa trivial, erros que podem ocorrer nas etapas do processo de coleta e identificação, a depender do habitat e grupo analisado, em geral, as ocorrências disponíveis das espécies não estão igualmente distribuídas. Dessa forma, a depender do esforço amostral, a reprodução da distribuição do organismo estudado pode ser pouco precisa (Laddle & Whittaker 2011). Este desconhecimento sobre a distribuição geográfica de espécies já conhecidas e descritas, deixado pela insuficiência amostral é expresso na progressiva adição de novas ocorrências (Vecchi & Alves 2008, Mazzoni *et al.* 2016, Hasui *et al.* 2017) revelando a incipiência do conhecimento biogeográfico na Mata Atlântica. Ainda que expressivos esforços de coleta de aves tenham produzido numerosas descrições taxonômicas e biogeográficas, muito da diversidade que conhecemos está em processo de descrição ou, a ser descrita formalmente (Brown & Lomolino 1998). Em virtude da disparidade entre a megabiodiversidade da Mata Atlântica e o quanto é conhecido do bioma, determinar com precisão a configuração atual das distribuições geográficas, se torna uma tarefa laboriosa,

evidenciando a escassez de dados como um problema em particular (De Luca *et al.* 2009, Echternacht 2011, Laddle & Whittaker 2011). As lacunas resultantes da escassez de conhecimento sobre a distribuição geográfica das espécies, é conhecida como déficit Wallaceano em homenagem ao pioneiro na zoogeografia Alfred R. Wallace. (Lomolino 2004). Essa carência biogeográfica, está intimamente ligada a variações espaciais e temporais no esforço de amostragem (Hortal *et al.* 2015).

Ocorrências encontradas em literatura e coleções científicas, não acompanham a dinâmica das distribuições geográficas. Grande parte do conhecimento disponível sobre espécies e biomas, depositado em bases científicas, datam de incursões comandadas por naturalistas europeus na costa brasileira, em sua grande maioria realizadas entre os séculos XVIII e XIX. Assim, além da variação espacial e temporal dos dados históricos, Vasconcelos & Pacheco (2012) apontam falta de sistematização amostral, pouco cuidado com etiquetagem e reduzido esforço de coleta durante os séculos XIX e XX.

Com contribuição de esforços de larga escala, esses dados históricos vêm sendo digitalizados e disponibilizados em bancos de dados de localidades (Peterson *et al.* 2011). Cada vez mais acessíveis e utilizados pela comunidade científica em estudos de macroecologia e biogeografia (*e.g.* Figueiredo *et al.* 2017, Hasui *et al.* 2018). Contudo, apesar da grande cobertura espacial e temporal dessas ocorrências, em consequência da falta de atualização da literatura ou bases zoológicas, os registros ali depositados não representam a configuração atual das distribuições geográficas e, quando associadas a variação no espaço e tempo de amostragem, acarreta nas distorções nos padrões de biodiversidade, devido a lacunas nos inventários. (Laddle & Whittaker 2011, Yang *et al.* 2013, Hortal *et al.* 2015). Em vista disso, é importante ressaltar a necessidade de atualização dos dados, devido aos vieses associados (Peterson *et al.* 2011).

Embora apreciáveis as contribuições de estudos relacionados a distribuição de espécies a adição e, redescoberta de novos registros e espécies pela comunidade científica é considerável (*e.g.* Raposo *et al.* 2002, Firme & Raposo 2011, Brito *et al.* 2015, Silva *et al.* 2002) a extraordinária riqueza da Mata Atlântica ainda padece com aumento progressivo de modificações antrópicas. Além da consequente perda de informações sobre a biodiversidade não contempladas em literatura (*e.g.* fragmentação, efeito de borda, perda de diversidade genética) (*First national report for the Convention on Biological Diversity* 2014). Para compreender a complexa relação das espécies com os fatores que limitam a sua distribuição, é necessário que haja dados de ocorrência recentes que representem as atuais configurações e, possam ser utilizados em análises biogeográficas (Vale *et al.* 2018).

Recentemente, o resultado dos programas de ciência cidadã tem se manifestado em grande volume de dados, reunidos em bases participativas (Follet & Strezov 2015, Silvertown 2009), surgindo como recurso para acompanhar o dinamismo da distribuição das espécies. A contribuição voluntária, na coleta e processamento de dados como parte de uma investigação científica é chamada de ciência cidadã, colaborativa ou participativa (Silvertown 2009, DeVactor *et al.* 2010, Dickinson & Booney 2012). O envolvimento do público não acadêmico, teve início na passagem do século XIX ao XX nos prelúdios da consciência ambiental com o precursor da ciência colaborativa, Frank Chapman (Dunlap 1988). Em 1900 na revista *Bird Lore*, anterior a *Audubon magazine*, Chapman propôs a substituição da cultura de extermínio de aves (*i.e.* *Side hunt*), pela contagem de aves (*Bird Lore*, 1900). Essa foi a primeira forma de envolvimento do público não acadêmico, no censo das aves locais (*i.e.* *Christmas Bird Count*)

O volumoso número de cidadãos participantes na ciência colaborativa (*e.g.* Cohn 2008) em extensa escala temporal e espacial, colabora com a redução de lacunas em

ampla proporção espacial e auxilia na descrição da distribuição e compreensão da mudança de padrões espaciais das espécies (Gaston 2003, Iwashita 2008, Dickinson *et al.* 2012). A aceitação acadêmica refletida no crescente uso de dados produzidos pela ciência cidadã, vem sendo impulsionada pela própria comunidade científica que evidencia seu apoio nas crescentes publicações que sinalizam boas práticas de coleta e obtenção de dados além de descrever a ciência cidadã como relevante ferramenta colaborativa (Parra *et al* 2017).

O estímulo a utilização da ciência participativa manifesta-se na crescente percepção dos cientistas que o público representa uma fonte detentora de habilidades, livre de financiamento e poder computacional (Silvertown, 2009) se destacam como propulsores. Contudo, ainda que registros oriundos das bases participativas sejam usados para incremento de registros de ocorrência em áreas remotas, contribuindo com a redução do grave vazios amostrais, a associação entre bases participativas e registros depositados em coleções, podem enviesar o conhecimento sobre a ocorrência de uma espécie (Soberón *et al.* 2007). A irregularidade de esforço amostral, espacial e temporal, das ocorrências nas bases tradicionais, por efeito de amostragem em locais de acesso facilitado, provoca vieses amostrais (Peterson *et al.* 2011). Apesar da aceitação acadêmica, considerável número de cidadãos colaboradores e grande quantidade de dados produzidos, o conhecimento de que esses dados colaborativos estão sujeitos a vieses amostrais. Ressaltando a falta de estudos que contemplem a real contribuição dos dados de ciência cidadã.

Assim sendo, considerando as potencialidades da ciência colaborativa, riqueza de aves na Mata Atlântica e o preocupante estado de conservação do bioma, o presente trabalho se propõe a verificar lacunas existentes na distribuição de aves endêmicas da Mata Atlântica e

investigar se a incompletude espacial dos dados de ocorrência tem influência sobre a riqueza do grupo aqui considerado.

É necessário quantificar a contribuição das bases colaborativas de modo a, constatar corretamente os padrões nos modelos gerados a partir destes dados, considerando também vieses que podem ser gerados pelos mesmos. Estudos sobre riqueza de espécies são fundamentais na ótica da conservação por ser um dos fatores decisivos na priorização de áreas para conservação (*e.g.* Loyola & Lewinson 2009, Hidasi-Neto *et al.* 2013). Assim sendo, para cumprir os objetivos estabelecidos, serão utilizados conceitos, teorias e análises normalmente aplicados em estudos biogeográficos com objetivo de avaliar o conhecimento existente nos inventários disponíveis.

OBJETIVOS

MATERIAL E MÉTODOS

OBTENÇÃO DOS DADOS

As aves da Mata Atlântica foram selecionadas como objeto de estudo, por representar um grupo bem amostrado com bases de dados amplas, recentes e com livre acesso. As análises foram limitadas às espécies endêmicas ao bioma por constituir o grupo de maior interesse para a conservação, tal como espécies com menos conhecimento a respeito de suas distribuições.

A lista de espécies endêmicas de Mata Atlântica seguiu a proposta por Bencke *et al.* (2006) que foi atualizada com nomenclatura recente redigida pelo Comitê Brasileiro de Registros Ornitológicos (Piacentini *et al.* 2015). Do total de 217 espécies indicadas como endêmicas da Mata Atlântica por Bencke *et al.* (2006), quatro foram desconsideradas: *Pterodroma arminjoniana* Giglioli & Salvadori, 1869 (Grazina-de-trindade), *Elaenia ridleyana* Sharpe, 1888 (Cocuruta) e *Vireo gracilirostris* (Juruvicara-

de-Noronha) devido ao endemismo restrito a ilhas oceânicas (Trindade e Fernando de Noronha) e *Crax mitu* Linnaeus, 1766 (Mutum-do-nordeste) pelo status de extinta na natureza. Desta forma, o número total de espécies endêmicas consideradas é composto por 213 espécies.

A delimitação do bioma Mata Atlântica foi feita de acordo com o “limite integrador” proposto por Muylaert *et al.* (2018) utilizada aqui devido a abrangência e inclusão de remanescentes florestais em regiões de ecótonos.

Os dados de ocorrência das espécies endêmicas foram extraídos de duas bases de dados *online* de livre acesso. A base *ATLANTIC BIRDS: a dataset of bird species from the Brazilian Atlantic Forest* (Hasui *et al.* 2017) foi selecionada para representar a ciência “tradicional”. Os registros que integram a base são exemplares depositados em coleções científicas, espécies mencionadas em artigos publicados em periódicos, teses, ou literatura técnica em geral, ou registros nunca anteriormente publicados feitos por pesquisadores formais. Enquanto que para representar a ciência colaborativa, foi selecionada a plataforma *online* WikiAves – A enciclopédia das aves (www.wikiaves.com.br) desenvolvida por Reinaldo Guedes em 2008 e atualmente conta com 270 mil registros abrangendo quase a totalidade das espécies encontradas no Brasil (~1.887 espécies de aves registradas). Nessa base a busca de registros fotográficos e sonoros considerou dados disponibilizados até junho de 2018.

Uma vez compiladas, as ocorrências foram classificadas de acordo com sua origem. Ocorrências de plataformas de “ciência tradicional” (TR) compuseram a base aqui nomeada “TR” (tradicional), enquanto os de base colaborativa compuseram a “ciência cidadã” (CC) e registros oriundos das duas bases, constituíram a base de registros totais (TO).

Os registros obtidos nas bases TR e CC foram então cruzados com uma base de municípios brasileiros (IBGE). A escolha de resolução espacial, justifica-se pela

diferença de escala nas informações dos registros nas bases TR e CC, dessa forma, optou-se por trabalhar com a escala de municípios, sendo a menor escala disponível para uma das bases de dados (WikiAves). A Malha Municipal 2016 disponibilizada pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE 2018) foi utilizada para mapear os municípios, representando a divisão político-administrativa de acordo com a estrutura político-administrativa vigente em 01/07/2016. Em seguida, foram selecionados municípios que tivessem algum grau de interseção com os limites da Mata Atlântica aqui utilizados. Contabilizando 3.642 municípios distribuídos por 18 Estados brasileiros. O cruzamento das bases de dados de ocorrência com os municípios da Mata Atlântica foi feito utilizando o *software* ArcGis 10.2 (ESRI 2010).

ANÁLISE DOS DADOS

Como forma de quantificar a contribuição da base colaborativa, optou-se por utilizar a riqueza como variável, já amplamente utilizada como decisivo fator priorização de áreas para conservação. Para estimar a contribuição de CC, utilizando a riqueza, foram construídas curvas de acúmulo de espécies (CAEs) com base nos números de registros. A partir do número de registros das bases de ciência tradicional e total, é possível mensurar numericamente a contribuição CC (*i.e* riqueza de registros). O *output* gráfico deste tipo de análise (*i.e*. assíntota) permite também, observar a contribuição de CC, pelo método de inspeção da proximidade ao patamar amostral (Schilling & Batista 2008).

Após a construção da CAEs para cada base considerada (**Fig 4 – A: E**) a análise gerou também valores de curvilinearidade, permitindo avaliar a real contribuição da ciência colaborativa, a base construída com dados de ciência tradicional. O cálculo da curvilinearidade foi feito a partir da inclinação nos últimos 10% da assíntota (Cain 1943) nesse ponto crítico da curva, não há adição de novas espécies, portanto, a riqueza e o

esforço amostral total estão contemplados (Yang *et al.* 2013). Assim foi possível fundamentar a interpretação das CAEs nos valores de curvilinearidade. Onde assíntotas de localidades mal amostradas, tendem a assumir forma linear, enquanto localidades bem amostradas apresentam CAEs com maior curvatura (Gotelli & Colwell 2001).

O cálculo das curvilinearidades foi feito em ambiente R 3.4.3 (R Core Team 2017). Com auxílio do pacote “*vegan*” e emprego da função “*specaccum*” (Oksanen *et al.* 2011) foi possível construir a curva de acúmulo de espécies, a partir do número total de registros. Em razão da diferença entre a riqueza de espécies, o método “*exact*” foi escolhido para delinear a CAEs. Sendo assim os valores de curvilinearidade produzidos, foram utilizados como variável para análise da incompletude das bases consideradas. Para tanto, a interpretação da curvilinearidade foi fundamentada nas assíntotas. As que revelaram menores valores - próximos a zero - indicam municípios mais próximos da saturação amostral, enquanto, inclinações maiores - valores mais próximos a um- refletem inventários mais incompletos.

As CAEs foram construídas apenas para municípios que contabilizaram ao menos 85 registros na base de dados total e, 10 registros na base tradicional, totalizando assim 113 analisados. Dentre os municípios analisados, um grupo formado por dez municípios dispunha de acima de 500 registros na base de dados total, considerado mais bem amostrado dentre os municípios selecionados para análise. O grupo encontrado foi submetido a uma segunda análise. Nessa, foram utilizados valores de riqueza obtidos a partir do estimador Chao-1 que, baseando-se no esforço amostral (número de registros) e riqueza observada, extrapola o número de registros para estimar o número de espécies presentes.

Utilizando a riqueza observada (**RiqO**) foram extraídos valores de riqueza esperada (**RiqE**) para cada um destes municípios, de acordo com os registros disponíveis nas bases

de dados de ciência “tradicional” e total. A partir dos valores obtidos em Chao-1, as bases TO e CC foram comparadas. Isso foi feito para verificar se as estimativas de riqueza melhoravam após o acréscimo de dados da base colaborativa aos registros “tradicionais” (Yang *et al.* 2013). As estimativas utilizadas calculadas em ambiente R3.4.3 (RCoreTeam2017) através da função “*specpool*” no pacote “*vegan*” (Oksanen *et al.* 2011).

RESULTADOS

DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DE REGISTROS NOS MUNICÍPIOS E RIQUEZA

Foram obtidos 27.742 registros na base tradicional e 29.527 na base colaborativa, totalizado assim 57.269 registros. Do total de 3.642 municípios analisados, foram localizados registros em 2.173, sendo, 1.518 (69.85%) municípios abarcados por registros exclusivos da base colaborativa, apenas 101 (4.64%) contaram com registros exclusivos da base tradicional. Enquanto em 554 municípios contabilizaram registros de ambas bases.

Dentre os 18 estados, em cinco (Alagoas, Espírito Santo, Pernambuco, Paraná e São Paulo) o número de registros da base tradicional foi superior a colaborativa, enquanto em quatro estados (Ceará, Maranhão, Piauí e Rio Grande Norte) foram encontrados somente registros de ciência colaborativa (**Tabela 1**). Um resultado similar aparece quando se observa a distribuição dos registros pelos municípios. Em apenas quatro estados (Espírito Santo, Pernambuco, Rio de Janeiro e São Paulo) existem mais municípios com registros de ciência tradicional que, municípios que contam exclusivamente com dados de ciência colaborativa (**Tabela 1**). Em nove estados (Bahia, Ceará, Goiás, Maranhão, Mato Grosso do Sul, Piauí, Rio Grande do Norte, Rio Grande do Sul e Sergipe) mais de 90% dos municípios contam com registros obtidos somente através da base colaborativa. Um caso extremo é o estado do Alagoas, aonde mais de 80%

dos dados vieram da base de dados “tradicional”, mas 65.4% dos municípios contam com exclusivos de ciência colaborativa.

Tabela 1. Número de registros e municípios com ocorrência de aves endêmicas da Mata Atlântica nas bases de dados: ciência colaborativa (CC), “tradicional” (TR) e total (TO). A coluna “Ambos” se refere a municípios que contam com registros tanto da base colaborativa quanto “tradicional”.

	Registros				Municípios				
	CC	TR	TO	% CC	CC	TR	Ambos	TO	% CC
AL	84	346	430	19.5%	17	5	4	26	65.4%
BA	1093	31	1124	97.2%	114	1	11	126	90.5%
CE	8	0	8	100.0%	7	0	0	7	100.0%
ES	1.238	1.991	3.229	38.3%	33	1	37	71	46.5%
GO	48	1	49	98.0%	33	1	0	34	97.1%
MA	2	0	2	100.0%	2	0	0	2	100.0%
MG	5.346	2.654	8.000	66.8%	373	17	103	493	75.7%
MS	37	16	53	69.8%	25	1	1	27	92.6%
PB	35	5	40	87.5%	4	0	4	8	50.0%
PE	132	238	370	35.7%	16	9	17	42	38.1%
PI	1	0	1	100.0%	1	0	0	1	100.0%
PR	3.130	4.239	7.369	42.5%	148	25	75	248	59.7%
RJ	2.451	1.949	4.400	55.7%	34	2	46	82	41.5%
RN	3	0	3	100.0%	1	0	0	1	100.0%
RS	3.361	151	3.512	95.7%	347	0	6	353	98.3%
SC	5.518	1.400	6.918	79.8%	183	3	48	234	78.2%
SE	31	4	35	88.6%	10	0	1	11	90.9%
SP	7.009	14.717	21.726	32.3%	170	36	201	407	41.8%
TOTAL	29.527	27.742	57.269	51.6%	1.518	101	554	2.173	69.9%

O incremento de registros pela base CC, fica ainda mais evidente quando espacializado em um mapa. Quando são observados registros apenas da base “tradicional”, é possível inferir que a maior parte dos municípios com registros de ocorrência e aves endêmicas de Mata Atlântica, está concentrada nos estados da região Sudeste do Brasil, além do Paraná. Com poucos registros nos estados do Nordeste, Centro-Oeste e no Rio Grande do Sul (**Figura 1a**). Contudo, ainda são observadas grandes lacunas de conhecimento em estados com grande quantidade de registros, como no oeste de São Paulo, na zona da mata de Minas Gerais, e no planalto Paranaense.

Após a adição dos registros da base colaborativa, foi observado o preenchimento de muitas das lacunas espaciais. Grandes extensões das regiões Sul e Sudeste, além de boa parte do litoral da região Nordeste, contam com registros de presença de aves (Figura 1b). Apesar da adição de registros após a inclusão da base colaborativa, ter preenchido lacunas amostrais, grande parte dos municípios da Mata Atlântica ainda conta com menos de 50 registros. Em grande parte, localizados na região Nordeste, onde os municípios não contabilizam registro de presença das espécies. Na grande maioria dos municípios, por toda a extensão da Mata Atlântica, mais de 75% dos registros é oriunda de base colaborativa; poucos são os municípios em que mais de 50% dos registros vem da ciência “tradicional”, em geral localizados no sudeste de São Paulo, no sul do Paraná e no centro do Espírito Santo (**Figura 2**).

Foram obtidos registros de todas as 213 espécies potencialmente registráveis com os critérios aqui considerados. Destas, 179 espécies foram registradas nas bases CC e TR, 24 foram registradas apenas na base “tradicional” e 10 espécies (*Acrobatornis fonsecai*, *Eleoscytalopus psychopomus*, *Glaucis dohrnii*, *Leptodon forbesi*, *Merulaxis stresemanni*, *Myrmeciza squamosa*, *Philydor lichtensteini*, *Philydor novaesi*, *Pseudastur polionotus* e

Pyriglena leucoptera) foram registradas somente na base colaborativa. Nove outras espécies (*Amazona pretrei*, *Conopophaga cearae*, *Hemitriccus kaempferi*, *Ortalis araucuan*, *Phaethornis margarettae*, *Sporophila ardesiaca*, *Synallaxis cinerea*, *Tangara brasiliensis* e *Thamnophilus ambiguus*) tiveram mais de 90% de seus registros oriundos de base colaborativa.

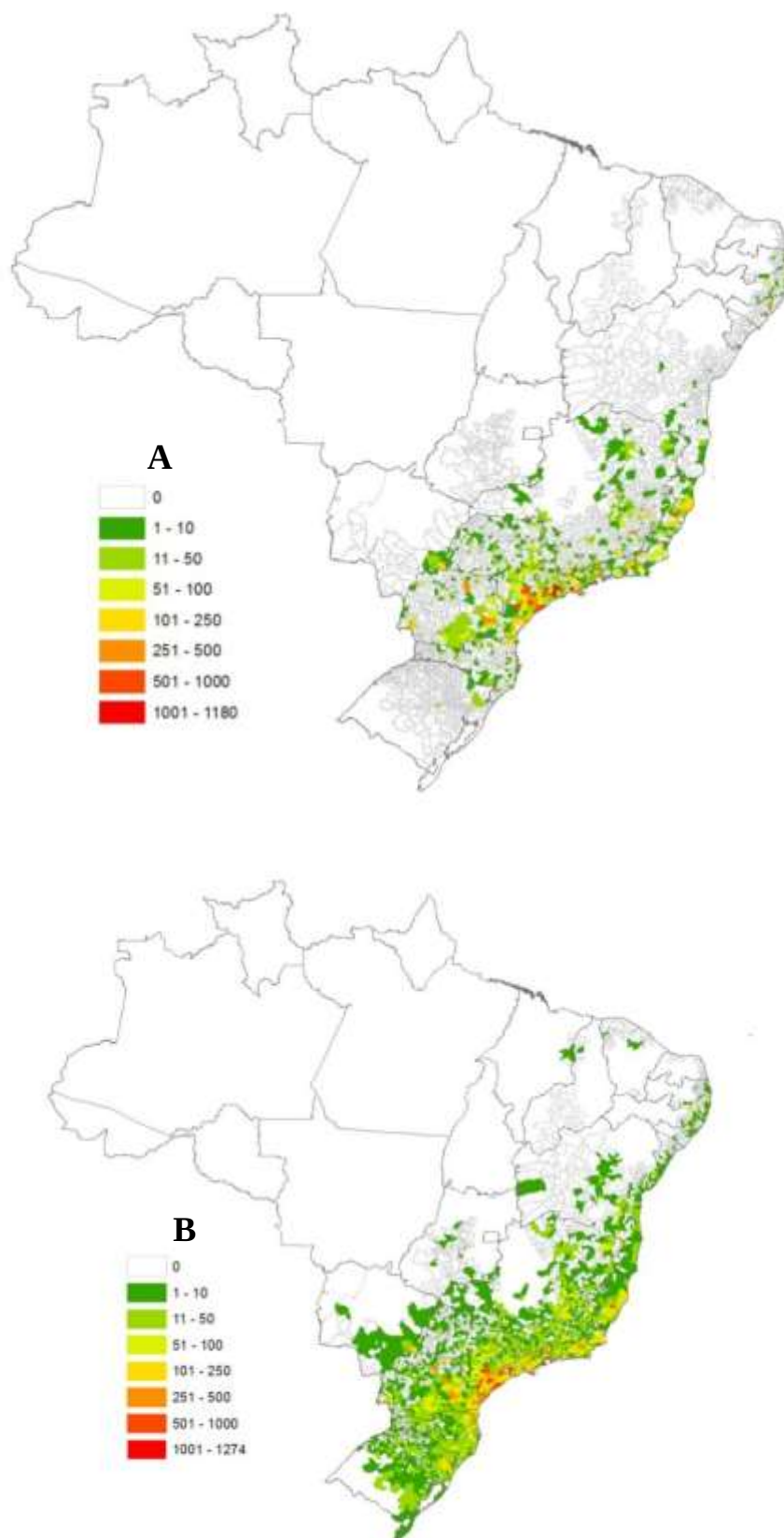


Figura 1.: Número de registros de espécies de aves endêmicas de Mata Atlântica distribuídos pelos municípios brasileiros no limite inclusivo da Mata Atlântica. Os registros obtidos na base de dados “tradicional” (A) e base de dados total (B).

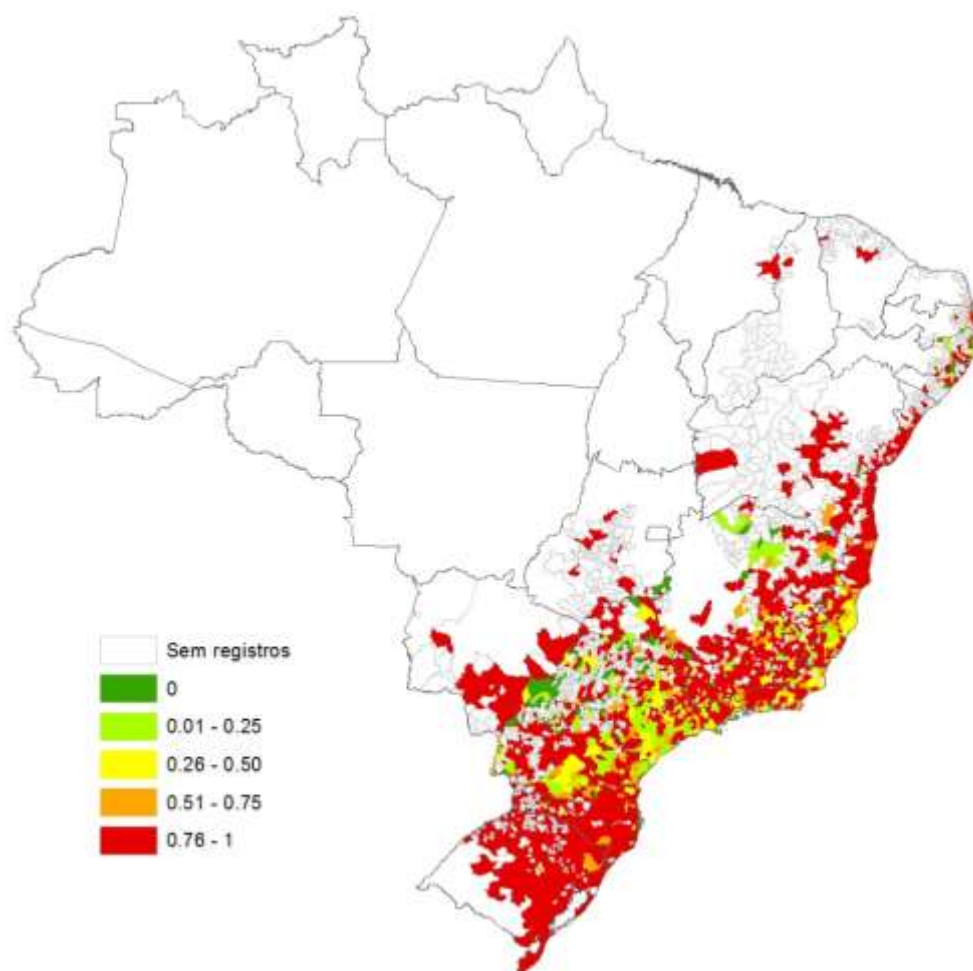


Figura 2. Proporção dos registros de espécies de aves endêmicas de Mata Atlântica obtidos através de ciência colaborativa.

A riqueza de espécies de aves observada nos municípios é bastante similar, na comparação entre as bases de dados “tradicional” e total. Maiores valores de riqueza de espécies são observados nos municípios cortados pela Serra do Mar, do Norte do Paraná ao centro do Rio de Janeiro, diminuindo gradualmente em direção às bordas do bioma. Este padrão é mais nitidamente observado na base de dados total (**Figura 3b**) que na base de dados “tradicional” (**Figura 3a**).

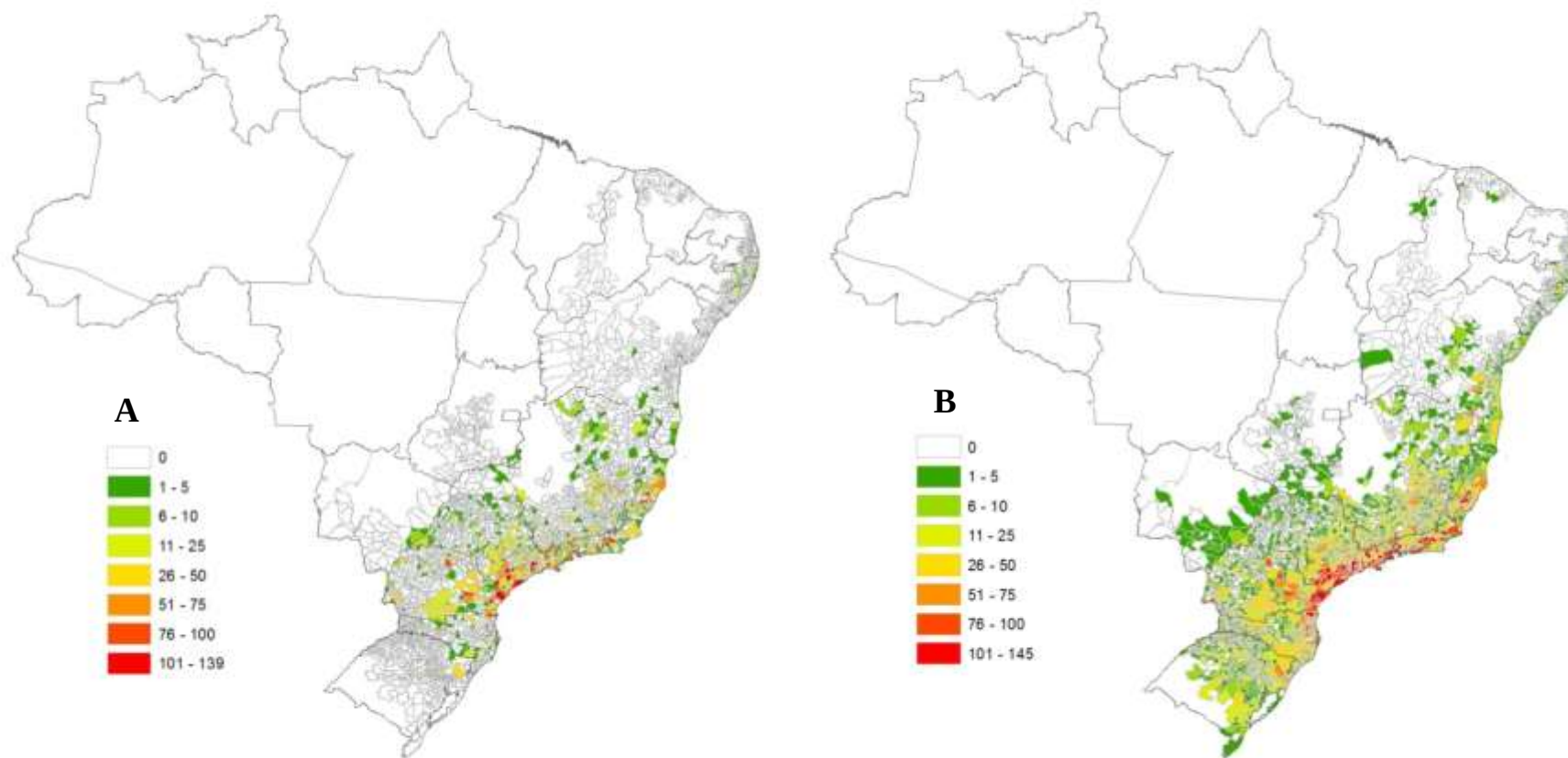


Figura 3. Riqueza de espécies de aves endêmicas de Mata Atlântica observada nos municípios brasileiros do limite inclusivo da Mata Atlântica. A riqueza foi obtida a partir de registros disponíveis em uma base de dados “tradicional” (A) e na base de dados total (B).

CURVAS DE ACUMULAÇÃO DE ESPÉCIES

Os valores de curvilinearidade, quando estimada a partir dos dados “tradicionais”, variam entre 0,004 e 1,000, enquanto, nos dados totais variou entre 0,023 e 0,852 (**Apêndice 1**). Dentre os 113 municípios, para os quais foi possível obter CAEs a partir de ambas bases de dados, após adição de registros da base colaborativa, 57 apresentaram aumento da curvilinearidade enquanto, 56 municípios revelaram redução de curvilinearidade na mesma situação.

Apesar da grande variação observada nas estimativas de curvatura das CAEs alguns padrões podem ser detectados. Para alguns municípios, a ciência colaborativa não alterou significativamente o formato da curva, nem a riqueza de espécies observada (**Figura 4a**). Enquanto para um segundo grupo, não houve mudança na curvilinearidade, mas sim da riqueza observada (**Figura 4b**). Em um terceiro grupo, o crescimento dos dados de ciência colaborativa resultou o aumento da curvilinearidade, no entanto, as curvas não se aproximaram da estabilização (**Figuras 4 c, d**). Em um quarto grupo deu-se o oposto; a curva tende à estabilização quando apenas os dados de ciência “tradicional” foram analisados, mas com a inclusão dos dados de ciência colaborativa houve uma diminuição considerável da curvilinearidade, com uma grande mudança na riqueza de espécies observada (**Figura 4e**).

ESTIMATIVAS DE RIQUEZA

A riqueza observada de espécies ficou fora do intervalo delimitado pelo erro padrão da riqueza estimada pelo Chao-1 para o grupo composto pelos 10 municípios mais bem amostrados (*i.e.* n° de registros maior que 500), tanto no conjunto de dados “tradicional” quanto na ciência colaborativa. Para cada município, a diferença entre o valor de riqueza estimada pelo Chao-1 e o valor observado, é sempre maior para o conjunto total dos dados do que para o banco de dados “tradicional” (**Tabela 2**), sendo em alguns casos muito maior.

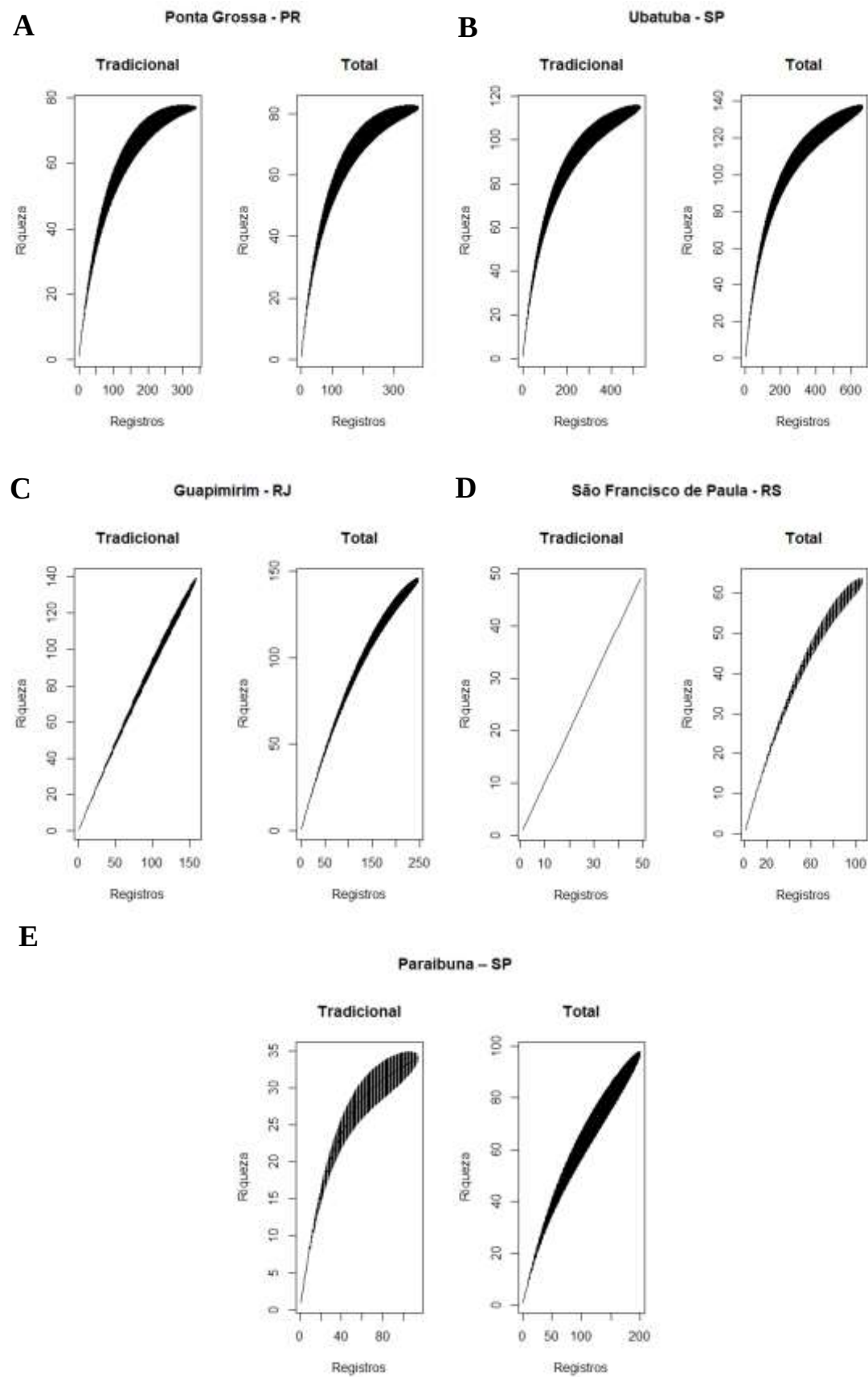


Figura 4. Curvas de acúmulo de espécies dos cinco municípios com de registros obtidos em bases de dados de ciência “tradicional” e com todos os registros disponíveis (Total).

Tabela 2. Riqueza observada (RiqO) e esperada ($\pm$ erro padrão) pelo estimador Chao-1 (RiqE) para os 10 municípios com mais de 500 registros, bem como a diferença entre o esperado e o observado (Df) para cada um destes municípios. TR = base de ciência “tradicional”. TO = base de dados total.

	TR			TO		
	RiqO	RiqE	Df	RiqO	RiqE	Df
Ibiúna	67	79.0 $\pm$ 9.2	12.0	102	190.8 $\pm$ 41.90	88.8
Iguape	122	132.0 $\pm$ 5.9	10.0	127	143.9 $\pm$ 9.0	16.9
Iporanga	106	111.2 $\pm$ 3.8	5.2	132	189.7 $\pm$ 28.0	57.7
Itapetininga	55	64.8 $\pm$ 6.4	9.8	66	77.7 $\pm$ 6.9	11.7
Ribeirão Grande	124	138.5 $\pm$ 7.2	14.5	137	152.6 $\pm$ 8.2	15.6
Salesópolis	123	146.7 $\pm$ 11.3	23.7	134	156.1 $\pm$ 10.7	22.1
Santa Teresa	122	140.0 $\pm$ 11.6	18.0	128	159.5 $\pm$ 19.0	31.5
São Paulo	102	120.0 $\pm$ 9.6	18.0	127	155.9 $\pm$ 13.0	28.9
Sete Barras	109	123.0 $\pm$ 9.6	14.0	114	128.4 $\pm$ 9.2	14.4
Ubatuba	115	129.7 $\pm$ 8.4	14.7	137	179.6 $\pm$ 20.5	42.6

DISCUSSÃO

DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DE REGISTROS NOS MUNICÍPIOS E RIQUEZA

Informações sobre a distribuição das espécies estão cada vez mais disponíveis em bancos de dados *online* (Graham *et al.* 2004, Soberón *et al.* 2007, Jetz *et al.* 2012). Entretanto, esta informação está sujeita a vieses causados pela distribuição espacial do esforço de amostragem (Meier & Dikow 2004, Soberón & Peterson 2004, Hortal *et al.*, 2007), o que pode afetar análises macroecológicas e a detecção de padrões espaciais.

Apesar da diferença, encontrada nesse trabalho, entre o número de registros obtidos em bases de dados de ciência colaborativa e ciência “tradicional” ter sido pequena, houve relevante diferença na distribuição espacial destes registros. Registros “tradicionais” foram encontrados mais espacialmente concentrados, quando comparados àqueles obtidos via ciência colaborativa;

dos 2.173 municípios com pelo menos um registro de qualquer tipo, apenas 655 (30,1%) contam com registros de ciência “tradicional”, enquanto 1.619 (74,5%) contém ao menos um registro de ciência colaborativa. Isso significa que, a maior parte dos registros de ciência colaborativa se encontra disperso em um grande número de municípios onde, em 1.268 municípios contam com dez ou menos destes registros, contudo, para a maior parte destes municípios, esta é a única informação disponível.

Isto demonstra que mesmo após a enorme contribuição das bases de dados de ciência colaborativa, ainda há uma enorme lacuna de conhecimento a respeito da distribuição de espécies de aves endêmicas de Mata Atlântica. Considerando que aves é um dos grupos taxonômicos mais estudados (Hasui *et al.* 2018) e que a Mata Atlântica é um dos biomas tropicais mais conhecidos (Figueiredo *et al.* 2017), os resultados aqui apresentados dão a dimensão do tamanho do déficit Wallaceano nos ambientes tropicais (Hortal *et al.* 2015).

Assim como ocorre com a distribuição espacial dos registros, a ciência colaborativa contribui para o aprimoramento das estimativas de riqueza de aves endêmicas nos municípios da Mata Atlântica. Mesmo que a esmagadora maioria dos municípios possa ser considerada subamostrada, pode-se perceber uma melhora na qualidade da informação espacial relativa à riqueza de espécies. Em muitos municípios, após a adição dos dados de ciências colaborativa, nota-se maior grau de curvatura das CAEs (Gotelli & Colwell 2001). Mesmo nos casos em que há um aumento da inclinação destas curvas é possível perceber que a riqueza observada no município chega a ser quase três vezes maior que aquela observada apenas com os dados de ciência “tradicional”.

O uso das informações vindas da ciência colaborativa impacta até mesmo a riqueza obtida por estimadores não-paramétricos, como o Chao-1. Apesar de em alguns municípios (*e.g.* Salesópolis, Sete Barras) haver pouca variação na riqueza estimada através dos dois conjuntos

de dados, para outros (*e.g.* Ibiúna, Iporanga, Ubatuba) a diferença é substancial, chegando a mais que dobrar após a inclusão dos dados de ciência colaborativa.

Apesar de toda a evidência de subestimativa de riqueza nos municípios, o padrão geral apresentado aqui é bastante similar ao reportado por Vale *et al.* (2018), que também identificaram maiores valores de riqueza ao longo da Serra do Mar, diminuindo em direção às bordas do bioma. Olhado em conjunto, estes resultados parecem indicar que este conjunto de dados pode ser usado para análises macroecológicas que busquem compreender a variação da riqueza de espécies ao longo do espaço. Por outro lado, qualquer análise que dependa de estimativas confiáveis da riqueza de espécies estará comprometida a menos que novos bancos de dados sejam agregados a estes aqui utilizados.

ESPÉCIES MAL AMOSTRADAS

Registros obtidos através de ciência colaborativa corresponderam a 90% ou mais de todos os registros de 19 espécies de aves endêmicas. Destas, 10 se encontravam em alguma das categorias de ameaça da IUCN: duas espécies quase ameaçadas (*Pseudastur polionotus* e *Synallaxis cinerea*), três espécies vulneráveis (*Acrobatornis fonsecai*, *Amazona pretrei* e *Hemitriccus kaempferi*), três espécies em perigo (*Eleoscytalopus psychopompus*, *Glaucis dohrnii* e *Leptodon forbesi*) e duas espécies criticamente em perigo (*Merulaxis stresemanni* e *Philydor novaesi*).

Dentre estas dez espécies, sete ocorrem apenas na região Nordeste (*Synallaxis cinerea*, *Acrobatornis fonsecai*, *Eleoscytalopus psychopompus*, *Glaucis dohrnii*, *Leptodon forbesi*, *Merulaxis stresemanni* e *Philydor novaesi*) com pouca informação a respeito de sua distribuição geográfica. Registros obtidos através de ciência colaborativa podem ser úteis para a modelagem de suas distribuições geográficas e desenvolvimento de estratégias de conservação e manejo, ao identificar áreas com populações a serem protegidas ou locais potenciais de soltura de indivíduos.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Um dos fatores que tem impulsionado o crescimento da ciência colaborativa é a crescente percepção no meio acadêmico que o público representa uma fonte livre de trabalho, habilidades, poder computacional e até mesmo financiamento (Silvertown 2009). O crescente envolvimento de voluntários na coleta dos dados reflete a aceitação deste tipo de dados em análises acadêmicas, e vem sendo impulsionado pela própria comunidade científica através da crescente publicação de trabalhos direcionando as boas práticas e descrevendo a ciência cidadã como uma ferramenta colaborativa (Parra *et al.* 2017). Os resultados aqui apresentados demonstram o grande potencial de informações geradas por ciência colaborativa na geração de dados em grandes escalas geográficas e no preenchimento de lacunas espaciais de amostragem.

REFERÊNCIAS

- Bencke G.A., Maurício G.N., Develey P.E. & Goerck J.M. (2006). Áreas importantes para a Conservação de Aves no Brasil – Parte I – Estados do Domínio Mata Atlântica. SAVE Brasil, São Paulo. 494 p.
- Brown, J. H. & Lomolino, M. V. (1998) Biogeography, 2nd ed. xii 691 pp. Sunderland (Massachusetts): Sinauer Associate; distributed in the UK by Macmillan.
- Cerqueira R. (1995) Determinação de distribuições potenciais de espécies. *Oecologia Brasiliensis* 2: 141-161.
- Chao A. (1984) Nonparametric estimation of the number of classes in a population. *Scandinavian Journal of Statistics* 11: 265–270.
- Cohn J.P. (2008) Citizen science: can volunteers do real research? *BioScience* 58: 192-197.
- Dickinson JL, Shirk J, Bonter D, et al (2012) The current state of citizen science as a tool for ecological research and public engagement. *Frontiers in Ecology and the Environment* 10: 291–297.
- Ebach, M. C., Tangney, R.S. (2006) Biogeography in a Changing World. The Systematics Association Special Volume Series 70. CRC Press, New York. 212 pp.
- ESRI (2015) ArcGis 10.3.1 for Desktop. ESRI, Redlands.
- Figueiredo, M.S.L., Barros, C.S., Delciellos, A.C., Guerra, E.B., Cordeiro-Estrela, P., Kajin, M., Alvarez, M.R., Asfora, P.H., Astúa, D., Bergallo, H.G., Cerqueira, R., Geise, L., Gentile, R., Grelle, C.E. V., Iack-Ximenes, G.E., Oliveira, L.C., Weksler, M., & Vieira, M. V. (2017) Abundance of small mammals in the Atlantic Forest (ASMAF): a data set for analyzing tropical community patterns. *Ecology* 98: 2981.
- Follett R. & Strezov V. (2015) An analysis of citizen science based research: usage and publication patterns. *PLoS ONE* 10: e0143687.

- First National Report for the Convention on Biological Diversity – Brazil. (2014) Clearing-house Mechanism for CDB. Acessado em 03 Agosto 2018. Disponível em <<https://www.mma.gov.br/component/k2/item/7926.html>>
- Gaston K.J. (2003) The structure and dynamics of geographic ranges. Oxford University Press, Oxford. 266 p.
- Gillung J.P. (2011) Biogeografia: a história da vida na Terra. *Revista da Biologia* 1-5.
- Gotelli, N.J. & Colwell, R.K. (2001) Quantifying biodiversity: procedures and pitfalls in the measurement and comparison of species richness. *Ecology letters*, **4**, 379–391
- Graham C.H., Ferrier S., Huettman F., Moritz C. & Peterson A.T. (2004) New developments in museum-based informatics and applications in biodiversity analysis. *Trends in Ecology and Evolution* 19: 497–503.
- Hasui É., Gomes V.S.M. & Silva W.R. (2017) Effects of vegetation traits on habitat preferences of frugivorous birds in Atlantic Rain Forest. *Biotropica* 39: 502–509.
- Hasui É., Metzger J.P., Pimentel R.G., et al. (2018) ATLANTIC BIRDS: a data set of bird species from the Brazilian Atlantic Forest. *Ecology* 99: 497.
- Hidasi-Neto J, Loyola RD, Cianciaruso MV (2013) Conservation actions based on red lists do not capture the functional and phylogenetic diversity of birds in Brazil. *PLoS One* 8: e73431.
- Hortal J., de Bello F., Diniz-Filho J.A.F., Lewinsohn T.M., Lobo J.M., & Liddle R.J. (2015) Seven shortfalls that beset large-scale knowledge of biodiversity. *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics* 46: 523–549.
- Hortal J., Lobo J.M. & Jiménez-Valverde A. (2007) Limitations of biodiversity databases: case study on seed-plant diversity in Tenerife, Canary Islands. *Conservation Biology* 21: 853–863.
- IBGE (2018) *Malha Municipal do Brasil - 2016*. Disponível em: <<http://servicodados.ibge.gov.br/Download/Download.ashx?u=geoftp.ibge.gov.br/organiza>>

- cao_do_territorio/malhas_territoriais/malhas_municipais/municipio_2016/Brasil/BR/BR.zip>. Acesso em 08 de março de 2018.
- Iwashita F. (2008) Sensibilidade de modelos de distribuição de espécies a erros de posicionamento de dados de coleta. Dissertação de mestrado. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 100 p.
- Jetz, W., McPherson, J.M. & Guralnick, R.P. (2012) Integrating biodiversity distribution knowledge: toward a global map of life. *Trends in Ecology and Evolution* 27: 151–159.
- Ladle R.J. & Whittaker R.J. (2011) *Conservation Biogeography*. Wiley-Blackwell, Sunderland. 256 p.
- Lomolino, M.V. (2004) Conservation biogeography. *Frontiers of biogeography: new directions in the geography of nature* (ed. by M.V. Lomolino and L.R. Heaney), pp. 293–296. Sinauer Associates, Sunderland, MA.
- Lomolino M.V., Riddle, B.R. & Brown J.H. (2010) *Biogeography*. Sinauer Associates, Sunderland. 845 p.
- Lomolino, Mark & Pijanowski, Bryan & Gasc, Amandine. (2015). The silence of biogeography. *Journal of Biogeography*. 42. 10.1111/jbi.12525.
- Loyola R.D. & Lewinson T. (2009) Diferentes abordagens para a seleção de prioridades de conservação em um contexto macrogeográfico. *Megadiversidade* 5: 27-42.
- Meier, R. & Dikow, T. (2004) Significance of specimen data- bases from taxonomic revisions for estimating and map- ping the global species diversity of invertebrates and repatriating reliable specimen data. *Conservation Biology* 18: 478–488.
- Muylaert, R.L., Vancine, M.H., Bernardo, R., Oshima, J.E.F., Sobral-Souza, T., Tonetti, V.R., Niebuhr, B.B., & Ribeiro, M.C. (2018) Uma nota sobre os limites territoriais da Mata Atlântica. *Oecologia Australis* 22: 302–311.
- Oksanen, J., Blanchet, F.G., Kindt, R., Legendre, P., Minchin, P.R., O’Hara, R.B., Simpson,

- G.L., Solymos, P., Stevens, M.H.H., & Wagner, H. (2015) vegan: community ecology package. v. 2.3-5. Disponível em: <http://vegan.r-forge.r-project.org/>.
- Parra H.Z.M., Fressoli M. & Lafuente A. (2017) Ciência cidadã e laboratórios cidadãos. *Liinc em Revista* 13: 1-6.
- Peterson A.T., Soberón J., Pearson G.R., Anderson P.R., Martínez-Meyer E., Najamura M. & Araújo M.B. (2011) Ecological niches and geographic distributions. Princeton University Press. 319p.
- Piacentini V.Q., Aleixo A., Agne C.E., Maurício, G.N., Pacheco F.P., Bravo G.A., Brito G.R.R., Naka L.N., Olmos F., Posso S., Silveira L.F., Betini G.S., Carrano E., Franz I., Lees A.C., Lima L.M., Piolli D., Schunck F. Amaral F.R., Bencke G.A., Cohn-Haft M., Figueiredo L.F.A., Straube F.C. & Cesari E. (2015). Annotated checklist of the birds of Brazil by the Brazilian Ornithological Records Committee. *Revista Brasileira de Ornitologia* 23: 91–298.
- R Core Team (2017) R: a language and environment for statistical computing. Disponível em: <https://cran.r-project.org>.
- Silvertown J. (2009) A new dawn for citizen science. *Trends in Ecology and Evolution* 24: 467–471.
- Soberón J. & Peterson T. (2004) Biodiversity informatics: managing and applying primary biodiversity data. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences* 359: 689–698.
- Soberón, J., Jiménez, R., Golubov, J. & Koleff, P. (2007) Assessing completeness of biodiversity databases at different spatial scales. *Ecography* 30: 152–160.
- Tittensor D.P., Mora C., Jetz W., Lotze H.K., Ricard D., Van den Berghe E. & Worm B. (2010) Global patterns and predictors of marine biodiversity across taxa. *Nature* 466: 1098–1103.
- Vale M.M., Tourinho L., Lorini M.L., Rajão H., & Figueiredo M.S.L. (2018) Endemic birds of

the Atlantic Forest: traits, conservation status, and patterns of biodiversity. *Journal of Field Ornithology* 89: 193–206.

Vecchi, M.B.; Alves, M.A.S. (2008) New records of the restinga antwren *Formicivora littoralis* Gonzaga and Pacheco (Aves, *Thamnophilidae*) in the state of Rio de Janeiro, Brazil: inland extended range and threats. *Braz. J. Biol.*, São Carlos , v. 68, n. 2, p. 391-395.

Yang W., Ma K., & Kreft H. (2013) Geographical sampling bias in a large distributional database and its effects on species richness-environment models. *Journal of Biogeography* 40: 1415–1426.

Apêndice 1. Curvilinearidade calculada para as bases de dados “tradicional” (TR) e total (TO) e diferença (Df) entre as bases TR e TO.

Município	cvTR	cvTO	Df	Município	cvTR	cvTO	Df
Murici	0.034	0.037	-0.003	Itapetininga	0.035	0.042	-0.007
Bocaina de Minas	0.677	0.360	0.317	Jundiaí	0.072	0.135	-0.063
Camanducaia	0.448	0.313	0.135	Juquiá	0.032	0.085	-0.054
Caratinga	0.399	0.278	0.121	Juquitiba	0.843	0.786	0.057
Gonçalves	0.242	0.202	0.041	Lençóis Paulista	0.073	0.058	0.015
Juiz de Fora	0.430	0.198	0.232	Mairiporã	0.086	0.108	-0.022
Lavras	0.211	0.127	0.084	Miracatu	0.321	0.489	-0.168
Mariana	0.198	0.351	-0.153	Mogi das Cruzes	0.444	0.642	-0.199
Marliéria	0.452	0.251	0.201	Paraibuna	0.082	0.329	-0.247
Sabará	0.219	0.241	-0.022	Pedro de Toledo	0.517	0.825	-0.308
São Gonçalo do Rio Abaixo	0.072	0.117	-0.046	Peruibe	0.374	0.529	-0.155
Sapucaí-Mirim	0.283	0.216	0.066	Piedade	0.066	0.118	-0.052
Viçosa	0.037	0.055	-0.018	Pindamonhangaba	0.124	0.107	0.017
Domingos Martins	0.297	0.238	0.059	Piracicaba	0.194	0.201	-0.007
Linhares	0.198	0.187	0.011	Ribeirão Grande	0.078	0.054	0.023
Santa Leopoldina	0.546	0.414	0.132	Rio Claro	0.031	0.049	-0.018
Santa Maria de Jetibá	0.503	0.328	0.175	Salesópolis	0.029	0.026	0.003
Santa Teresa	0.021	0.023	-0.002	Santo André	0.095	0.085	0.010
Vargem Alta	0.907	0.476	0.431	São Bernardo do Campo	0.155	0.146	0.009
Angra dos Reis	0.121	0.189	-0.068	São José do Barreiro	0.130	0.195	-0.065
Cachoeiras de Macacu	0.411	0.770	-0.359	São José dos Campos	0.438	0.224	0.214
Campos dos Goytacazes	0.569	0.644	-0.075	São Luiz do Paraitinga	0.803	0.852	-0.049
Cantagalo	0.507	0.422	0.086	São Miguel Arcanjo	0.062	0.050	0.012
Guapimirim	0.777	0.297	0.480	São Paulo	0.024	0.031	-0.007
Itatiaia	0.127	0.076	0.051	São Sebastião	0.345	0.342	0.003
Nova Friburgo	0.211	0.116	0.095	Sete Barras	0.027	0.028	-0.001
Nova Iguaçu	0.910	0.602	0.307	Tapiraí	0.161	0.332	-0.172
Paraty	0.147	0.188	-0.041	Teodoro Sampaio	0.089	0.089	0.000
Petrópolis	0.751	0.627	0.124	Tremembé	0.520	0.436	0.085
Resende	0.699	0.600	0.099	Ubatuba	0.046	0.053	-0.006
Rio de Janeiro	0.446	0.369	0.077	Antonina	0.547	0.350	0.197
Santa Maria Madalena	0.616	0.486	0.129	Campina Grande do Sul	0.610	0.655	-0.045
Teresópolis	0.373	0.250	0.123	Campo Largo	1.000	0.445	0.555
Angatuba	0.004	0.078	-0.074	Castro	0.324	0.244	0.080
Anembi	0.052	0.054	-0.002	Céu Azul	0.120	0.139	-0.019
Apiáí	0.711	0.824	-0.113	Curitiba	0.290	0.308	-0.019
Bananal	0.486	0.330	0.156	Fênix	0.327	0.256	0.071
Barra do Turvo	0.576	0.345	0.231	Foz do Iguaçu	0.433	0.355	0.079
Bertioga	0.374	0.237	0.137	Guaraqueçaba	0.306	0.150	0.156
Brotas	0.116	0.195	-0.079	Guaratuba	0.440	0.451	-0.011
Campinas	0.169	0.188	-0.020	Londrina	0.050	0.059	-0.008

Município	cvTR	cvTO	Df	Município	cvTR	cvTO	Df
Campos do Jordão	0.206	0.169	0.036	Morretes	0.086	0.062	0.024
Cananéia	0.180	0.136	0.044	Palmeira	0.095	0.074	0.021
Capão Bonito	0.780	0.572	0.208	Paranaguá	0.179	0.110	0.069
Caraguatatuba	0.087	0.096	-0.009	Ponta Grossa	0.024	0.031	-0.007
Cotia	0.125	0.239	-0.113	Telêmaco Borba	0.096	0.109	-0.013
Cunha	0.461	0.786	-0.325	Tijucas do Sul	0.328	0.259	0.069
Eldorado	0.481	0.444	0.037	Blumenau	0.062	0.067	-0.005
Gália	0.100	0.102	-0.002	Corupa	1.000	0.656	0.344
Ibiúna	0.020	0.054	-0.034	Florianópolis	0.079	0.088	-0.008
Iguapé	0.026	0.028	-0.002	Garuva	0.648	0.773	-0.125
Ilhabela	0.201	0.146	0.055	Ilhota	0.063	0.083	-0.020
Ilha Comprida	0.206	0.209	-0.003	Itapoá	0.779	0.518	0.261
Iperó	0.645	0.640	0.005	Joinville	0.113	0.137	-0.024
Iporanga	0.026	0.045	-0.019	SantoAmaro da Imperatriz	0.730	0.317	0.413
Itanhaém	0.627	0.715	-0.088	São Francisco de Paula	1.000	0.279	0.721
Itapecerica da Serra	0.026	0.045	-0.019				