CURSO DE CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO – TCC				
(X) PRÉ-PROJETO () PROJETO	ANO/SEMESTRE: 2023/1			

PROTÓTIPO PARA A CLASSIFICAÇÃO DE ESPÉCIES DE SERPENTES POR MEIO DE TÉCNICAS DE APRENDIZADO DE MÁQUINA E VISÃO COMPUTACIONAL

Camila Carolina Bowens

Prof. Andreza Sartori - Orientadora

Prof. Luís Olímpio Menta Giasson - Coorientador

1 INTRODUÇÃO

A Organização Mundial de Saúde, (WHO, 2021) estima que 5,4 milhões de pessoas no mundo são picadas por serpentes todos os anos, ocasionando a morte de 81.000 a 138.000 pessoas, a qual, cerca do triplo deste número, ficam com sequelas permanentes. Picadas de cobras venenosas podem causar emergências médicas agudas, envolvendo paralisia grave, distúrbios hemorrágicos, insuficiência renal irreversível e destruição grave de tecidos locais causando incapacidade permanente, em casos mais graves a amputação de membros.

Apesar de devastadores, os efeitos das picadas de serpentes podem ser revertidos se tratados com urgência utilizando soro antídoto. Estes antídotos são formados por anticorpos, com o objetivo de neutralizar o veneno que se encontra no sangue e nos tecidos da pessoa que sofreu a picada. Os soros antídotos para as picadas de serpentes são distribuídos na rede pública de saúde e são divididos em categorias por famílias de espécies de serpente, fazendo assim necessário a identificação da espécie da serpente que atacou o paciente para que seja realizado o atendimento correto (BUTANTAN, 2023).

A identificação de espécies de serpentes, assim como qualquer espécie animal é realizada a partir de características taxonômicas, isto é, um conjunto de características físicas que são analisadas e utilizadas como forma de identificação das espécies. A fim de facilitar a identificação das espécies, são criadas chaves taxonômicas onde as características do ser vivo são utilizadas como filtro para a classificação das espécies de forma correta (WALTRICK; GIASSON, 2021).

Na região do estado de Santa Catarina, existem 84 espécies de serpentes, sendo 11 delas serpentes venenosas com acidentes registrados nas interações com seres humanos e animais domésticos. Por este motivo, o acesso à informação é vital para a prevenção de acidentes, desde o conhecimento das espécies associadas, como os procedimentos de segurança em casos de acidentes. De fato, uma das consequências da desinformação, reconhecida pela comunidade de biólogos como um problema, é a matança indiscriminada de serpentes proveniente do medo das pessoas, o que contribui para a degradação da biodiversidade no estado. Seja para a segurança das pessoas, como para a conservação de espécies, a educação a respeito das espécies de serpentes é crucial (OLIVEIRA, S.N. *et al.*, 2020).

Nos últimos anos o uso de técnicas de Aprendizado de Máquina e Visão Computacional para a identificação de animais tem crescido rapidamente para diversas finalidades. Estes, são aplicados em áreas como na indústria pecuária, na rastreabilidade de produtos de origem animal e análise de comportamento dos animais (ESTEVAM, 2019), ou, nos projetos de monitoramento e conservação de espécies, onde a identificação por câmeras dispensa a necessidade de captura de animais silvestres (WILDLIFE AI, 2021).

Diante do apresentado, este trabalho tem como objetivo o desenvolvimento de um protótipo para realizar a classificação de algumas das espécies de serpentes mais comuns da região do Vale do Itajaí, em Santa Catarina utilizando técnicas de visão computacional e aprendizado de máquina. Com isso, este trabalho visa identificar com precisão espécies de serpentes venenosas, a fim de alcançar uma identificação precisa que pode ser utilizada posteriormente nos processos de conservação e identificação nos casos de picadas.

1.1 OBJETIVOS

O objetivo deste trabalho é disponibilizar um protótipo para realizar a classificação de espécies de serpentes mais comuns do Vale do Itajaí a partir de imagens utilizando técnicas de visão computacional e aprendizado de máquina.

Os objetivos específicos são:

- a) compor uma base de dados de imagens de espécies serpentes encontradas na região do Vale do Itajaí e categorizá-las por espécie e características taxonômicas;
- b) determinar técnicas de visão computacional e aprendizado de máquina para classificação das

- serpentes por espécie;
- c) aplicar os modelos de reconhecimento de imagens escolhidos nas imagens obtidas das espécies;
- d) avaliar a eficácia dos modelos aplicados para definir o melhor para classificação de espécies de serpentes.

2 TRABALHOS CORRELATOS

Nesta seção serão apresentados os trabalhos correlatos. O primeiro é uma plataforma online para identificar e catalogar espécies de seres vivos de todo o globo a partir de imagens, vídeos e sons (INATURALIST, 2023a). O segundo trabalho de Vasmatkar *et al.* (2020), é uma ferramenta desenvolvida para o reconhecimento de serpentes através de suas características taxonômicas utilizando Redes Neurais Convolucionais. Por fim, RAJABIZADEH; REZGHI, (2021) é um estudo comparativo dos diferentes métodos de aprendizado de máquina, avaliando sua performance na identificação de serpentes, comparando Redes Neurais Artificiais (RNA) com algoritmos de aprendizado de máquina menos complexos, como Máquinas de Vetores de Suporte e K-vizinhos mais próximos.

2.1 INATURALIST

O iNaturalist (2023a) é uma ferramenta criada a partir de uma iniciativa conjunta da *California Academy* of Sciences e da National Geographic Society. A ferramenta possibilita a identificação de espécies de animais, plantas e células através de imagens, vídeos e sons, com o objetivo de mapear a biodiversidade de todo o globo. A Figura 1 apresenta algumas das coleções de imagens cadastradas na ferramenta. Além disso, a ferramenta conta com uma comunidade de cientistas e naturalistas para avaliar a qualidade científica dos dados coletados.

Reptiles (Class Reptilia)

Ray-finned Fishes (Class Actinopterygii)

Protozoans (Kingdom Protozoa)

Animals (Kingdom Animalia)

Molluscs (Phylum Mollusca)

Birds (Class Aves)

Figura 1-Coleções de espécies do iNaturalist

Fonte: adaptado de iNaturalist (2023a).

O software utiliza um mecanismo de identificação de espécies próprio, o iNat2017, onde é utilizada visão computacional para gerar sugestões de qual foi a espécie observada pelo usuário. A forma com a qual o modelo utilizado pelo mecanismo funciona não foi especificado. Com isso, o software é acessível não somente aos observadores experientes, como também aos entusiastas da biologia, democratizando o acesso à categorização de espécies e tornando a documentação de biodiversidade mais abrangente (INATURALIST, 2023a).

O processo de identificação de espécies utiliza como base um conjunto de dados contendo milhões de imagens de diferentes espécies, alguns deles mantidos pela própria iniciativa e disponíveis publicamente na plataforma Kaggle. A ferramenta está disponível em três diferentes plataformas: web, Android e iOS. A versão para web foi desenvolvida em JavaScript, HTML, SCSS e Ruby on Rails. Já a versão para Android foi desenvolvida em Java e a para iOS em Objective-C. Todas as plataformas consultam uma API em Express e os dados são armazenados no banco de dados PostgreSQL (INATURALIST, 2023b).

Apesar das sugestões de classificação de imagens de espécies abrangendo diversas espécies com características distintas, o produto não é direcionado para o reconhecimento de serpentes, não garantindo sua confiabilidade no reconhecimento delas. O mesmo ocorre com outras espécies, em que a identificação de determinadas imagens não é eficiente. Como uma forma de contornar classificações incorretas, após a sugestão realizada pelo software, a própria comunidade oferece curadoria para a confirmação ou correção da sugestão

oferecida pela plataforma, garantindo informações confiáveis aos usuários, assim como enriquecimento da base de dados crescente da ferramenta (INATURALIST, 2023a).

2.2 SNAKE SPECIES IDENTIFICATION AND RECOGNITION

Vasmatkar et al. (2020) apresentam a criação de um sistema para identificação de espécies de serpentes a partir de suas características visuais, com o objetivo de auxiliar no tratamento e prevenir mortes causadas por mordidas. O sistema concentra-se apenas na identificação de serpentes, o que reduz o escopo de treinamento. O trabalho utilizou 3050 imagens em RGB de 28 espécies de serpentes. A região e espécies a serem identificadas não foram especificados pelos autores.

A arquitetura e fluxo de processamento do sistema desenvolvido segue o modelo tradicional de préprocessamento, treinamento, classificação, validação e verificação de acurácia, como apresentado na Figura 2. Na etapa de pré-processamento utiliza-se o algoritmo GrabCut para remover detalhes do fundo da imagem, priorizando as características da serpente. Além disso, como o conjunto de dados utilizado possui apenas 3050 imagens, são utilizadas técnicas de Data Augmentation para aumentar o conjunto de dados original, criando novas imagens com variações de rotação, espelhamento horizontal, entre outras (VASMATKAR et al., 2020, p. 1).

Já na etapa de treinamento, foram utilizados três diferentes modelos pré treinados a fim de comparar a acurácia alcançada em cada um deles, sendo eles: DenseNet, MobileNetV2 e VGG16 (Figura 2). Todos os três utilizam Redes Neurais Convolucionais, porém com diferentes estruturas de camadas, pesos e funções de ativação. Dentre os três modelos, o DenseNet obteve o melhor desempenho, alcançando 72% de acurácia, oMobileNetV2 alcançou 58,65% de acurácia e o VGG16, 12,28% (VASMATKAR et al., 2020, p. 4).

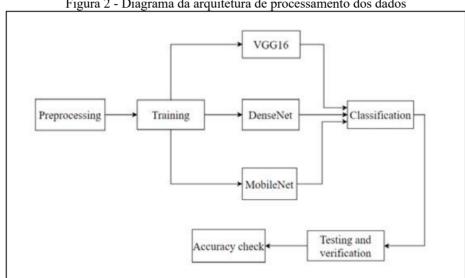


Figura 2 - Diagrama da arquitetura de processamento dos dados

Fonte: Vasmatkar et al. (2020, p. 2).

O processo relacionado à identificação das imagens foi desenvolvido utilizando a linguagem de programação Python, junto com as bibliotecas OpenCV e PyTorch com suporte à CUDA. Também foi utilizada a ferramenta TensorBoard para visualização de métricas, gráficos do treinamento e acurácia dos modelos. É mencionado no artigo de Vasmatkar et al., (2020), a existência de uma interface de interação com o usuário na qual é possível selecionar a imagem a ser analisada, mas a forma de interação e tecnologias utilizadas não estão especificadas.

2.3 A COMPARATIVE STUDY ON IMAGE-BASED SNAKE IDENTIFICATION USING MACHINE **LEARNING**

No trabalho desenvolvido por Rajabizadeh e Rezghi (2021) foram aplicados diferentes métodos de aprendizado de máquina e RNA na identificação de seis espécies distintas de serpentes. As espécies estudas são encontradas no Parque Nacional Lar, uma área protegida na província de Mazandaran, no Irã, a fim de entender qual método possui uma melhor acurácia na identificação de serpentes.

Durante o estudo Rajabizadeh e Rezghi (2021) utilizaram Máquina de Vetor Suporte (Support Vector Machine - SVM), K-vizinhos mais próximos (K-Nearest Neighbours - KNN) e Regressão logística em combinação com as abordagens Análise de Componentes Principais (Principal Component Analisys - PCA) e Análise

Discriminante para comparar sua acurácia com as RNAs, utilizando as arquiteturas MobileNetV2 e VGG16, duas RNAs de aprendizado profundo (RAJABIZADEH; REZGHI, 2021).

Para o conjunto de dados foram utilizadas 594 imagens de serpentes, na qual pelo menos 50% do corpo do animal estava visível. Como o conjunto de imagens não era suficiente para utilizar modelos de aprendizado profundo, a técnica de Aprendizagem por Transferência (Transfer Learning - TL) foi utilizada no processo de treinamento dos modelos utilizados (RAJABIZADEH; REZGHI, 2021). A Figura 3 apresenta os resultados alcançados pelos autores utilizando MobileNetV2 e VGG16 em algumas das espécies identificadas.

Figura 3 - Resultados de acurácia dos modelos MobileNetV2 e VGG-16

	MobileNetV2			VGG-16				
	Precision	Recall	F1-score	Precision	Recall	F1-score		
Gloydius	0.96	0.88	0.92	0.8	0.8	0.8		
Hemorrhois	0.89	0.89	0.89	0.73	0.89	0.8		
Montivipera	0.96	0.92	0.94	0.84	0.84	0.84		
Natrix	0.82	0.95	0.88	0.75	0.47	0.58		
Vipera	1	0.93	0.96	1	0.86	0.92		
Telescopus	0.94	1	0.97	0.62	0.81	0.7		
Accuracy			0.93			0.78		

Fonte: Rajabizadeh e Rezghi (2021).

Conforme a Figura 3 o trabalho de Rajabizadeh e Rezghi (2021) alcançou uma acurácia de 93,16% utilizando RNAMobileNetV2, e uma acurácia de 78% utilizando a RNA VGG16. No desenvolvimento do modelo foi utilizada a linguagem de programação Python, junto com as bibliotecas Scikit-learn e Keras, além da ferramenta Google Colab para realizar as análises.

3 PROPOSTA DO PROTÓTIPO

Nesta seção serão apresentados a justificativa para a realização do protótipo proposto, assim como os principais Requisitos Funcionais (RF) e Requisitos não funcionais (RNF) e a metodologia utilizada durante o desenvolvimento do protótipo.

3.1 JUSTIFICATIVA

O Quadro 1 apresenta um comparativo entre os trabalhos correlatos. As linhas representam as características e as colunas, os trabalhos.

Quadro 1 - Comparativo dos trabalhos correlatos

Trabalhos Correlatos Características	iNaturalist (2023a)	Vasmatkar <i>et al</i> . (2020)	Rajabizadeh e Rezghi (2021)
Quantidade de espécies de serpentes reconhecidas	605	28	6
Total de imagens utilizadas no treinamento do modelo	114.712 imagens	3050 imagens	594 imagens
Tipo de mídia utilizada	Imagem, vídeo e áudio	Imagem	Imagem
Modelos de aprendizado de máquina utilizados	iNat2017	DenseNet, MobileNetV2 e VGG16	MobileNetV2, VGG16, SVM, KNN
Precisão do modelo	Não apresenta	72%	93,16%
Possui interface para o usuário	Sim	Não	Não

Fonte: elaborado pelo autor.

Conforme apresentado no Quadro 1, os três trabalhos cumprem objetivos similares, mas com algumas diferenças. O iNaturalist (2023a) é o único que se propõe a identificar diversos seres vivos e espécies diferentes, enquanto Vasmatkar *et al.* (2020) e Rajabizadeh e Rezghi (2021) reduzem o foco a apenas espécies de serpentes. Além disso, o iNaturalist (2023a) é o único produto comercial analisado, apesar de surgir de uma iniciativa científica, o que dificulta a compreensão de alguns aspectos do funcionamento interno do sistema.

Ambos os trabalhos de Vasmatkar *et al.* (2020) e Rajabizadeh e Rezghi (2021), focam em identificação de serpentes, porém a quantidade de espécies e imagens utilizadas por cada um é consideravelmente diferente.

Vasmatkar *et al.* (2020) propuseram identificar 28 espécies e, para isso, utilizaram 3050 imagens. Rajabizadeh e Rezghi (2021) propuseram identificar 6 diferentes espécies e utilizaram apenas 594 imagens. Apesar dos métodos de ambos serem diferentes, o fato de Rajabizadeh e Rezghi (2021) focarem num número menor de espécies pode justificar o porquê de precisarem de um número menor de imagens. Ambos utilizaram técnicas de *Data Augmentation* para expandir a quantidade de imagens utilizadas.

Tratando-se dos tipos de dados de entrada utilizados, Vasmatkar *et al.* (2020) e Rajabizadeh e Rezghi (2021) trabalham apenas com imagens, enquanto o iNaturalist (2023a) aceita também vídeo e áudio, porém não fica claro como o processamento dessas outras mídias ocorre no sistema. Vasmatkar *et al.* (2020) e Rajabizadeh e Rezghi (2021) assemelham-se novamente em relação aos modelos de aprendizado de máquina utilizados, em que ambos utilizaram o MobileNetV2 e VGG16, porém Vasmatkar *et al.* (2020) utilizaram também o DenseNet, enquanto Rajabizadeh e Rezghi (2021) utilizaram o SVM e KNN. iNaturalist (2023a) se diferencia novamente dos demais por utilizar um modelo próprio chamado iNat2017.

Como o iNaturalist (2023a) trata-se de um produto comercial cujo foco não é somente a identificação de espécies de serpentes, o mesmo não evidencia o percentual de acurácia alcançado pelo sistema, porém acredita-se não ser um valor muito elevado por depender de curadoria interna da comunidade para auxiliar na identificação. Vasmatkar *et al.* (2020), por outro lado, alcançaram uma acurácia de 72% na identificação de 28 espécies, enquanto Rajabizadeh e Rezghi (2021) alcançaram acurácia de 93,16% na identificação de 6 espécies. Não é possível afirmar com precisão o que levou à acurácia superior de Rajabizadeh e Rezghi (2021) visto que os métodos utilizados foram diferentes, mas é possível observar que o fato de o treinamento do modelo ser focado em uma quantidade menor de espécies possa ter contribuído para este valor.

A partir das informações apresentadas é possível concluir que, com a tecnogia atual é possível a criação de aplicações capazes de identificar com precisão diversas espécies de serpentes, abrindo a oportunidade para novos estudos em regiões específicas para benefício de comunidades locais. O software iNaturalist (2023a) é capaz de identificar um grande número de espécies, mas depende do auxílio de sua comunidade, enquanto os trabalhos de Rajabizadeh e Rezghi (2021) e Vasmatkar *et al.* (2020) propõem a identificação e um grupo significativamente menor de espécies, mas garantido satisfatória precisão.

O trabalho proposto nasce de uma solicitação do Departamento de Ciências Naturais da FURB com o objetivo de ser expandido e utilizado como ferramenta na conservação, educação e auxílio nos casos de picadas, onde a identificação de serpentes é essencial. Para isso, este trabalho pretende utilizar a pesquisa realizada por Waltrick e Giasson (2021) para identificar as características e chaves taxonômicas das espécies de serpentes do Vale do Itajaí, construindo um modelo de reconhecimento de imagens especializado na identificação dessas características.

3.2 REQUISITOS PRINCIPAIS DO PROBLEMA A SER TRABALHADO

O protótipo proposto deverá:

- a) realizar classificação das espécies a partir de imagens (Requisito Funcional RF);
- b) extrair características relevantes da imagem (RF);
- c) realizar o melhoramento das imagens (ruídos, distorções e problema de iluminação) utilizando técnicas de Processamento de Imagens (RF);
- d) exibir resultados da classificação das imagens (RF);
- e) utilizar técnicas de Aprendizado de Máquina a serem definidas nos testes (Requisito Não Funcional RNF).
- f) ser desenvolvido utilizando a linguagem de programação Python com a biblioteca PyTorch (RNF).

3.3 METODOLOGIA

O protótipo será desenvolvido observando as seguintes etapas:

- a) levantamento bibliográfico: realizar levantamento chaves taxonômicas das espécies de serpentes no Vale do Itajaí, algoritmos de processamento de imagens e visão computacional para classificação de imagens;
- submissão de requerimento ao Comitê de Ética: submeter o requerimento ao Comitê de Ética da FURB para utilizar as imagens de animais;
- c) realização da coleta das imagens: a fim de compor a base de dados;
- d) classificação das características taxonômicas: detalhar as declarações que descrevem características morfológicas, genéticas, fisiológicas e reprodutivas das serpentes a ser identificadas;
- e) elicitação de requisitos: detalhar e reavaliar os requisitos de acordo com o levantamento bibliográfico;
- f) implementação: implementar dos modelos de aprendizado de máquina escolhidos;
- g) validação: validar os resultados alcançados através da análise da acurácia dos algoritmos durante a

validação das imagens do conjunto de dados de teste.

As etapas serão realizadas nos períodos relacionados no Quadro 2.

Quadro 2 - Cronograma

	2024									
	Fe	ev.	Mar.		Abr		Mai		Jun	
etapas / quinzenas	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2
levantamento bibliográfico										
submissão do requerimento ao Comite de Ética										
coleta de imagens										
classificação de características taxonômicas										
elicitação de requisitos										
implementação										
validação										

Fonte: elaborado pelo autor.

4 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Esta seção descreve brevemente os assuntos que fundamentarão o desenvolvimento do protótipo proposto: Processamento de Imagens, Visão Computacional e chaves taxonômicas.

Processamento de imagens é o processo de transformar imagens coletadas em forma digital para extrair delas informações importantes. Processamento de imagens pode ser dividido em diversos escopos, como visualização, reconhecimento, restauração e reconhecimento de padrões. O processo é fundamental para que seja possível extrair das imagens as informações necessárias para seu objetivo. (SIMPLILEARN, 2021).

Visão Computacional é um campo da área de aprendizado de máquina que consiste na extração e identificação de informação a partir de imagens e vídeos. A visão computacional funciona de forma semelhante a visão dos seres humanos, onde é possível diferenciar objetos, calcular distâncias, identificar movimento etc. Semelhante aos seres humanos, para aprender a discernir diferentes objetos, é utilizado o processo de reconhecimento de padrões, onde o computador é treinado com milhares de imagens a identificar os conjuntos de padrões que podem estar relacionados ao objetivo que o algoritmo deseja alcançar (MIHAJLOVIC, 2019).

Chaves taxonômicas, como apresentado na Figura 4, são um dispositivo da biologia que consiste na criação da ferramenta que auxilia na classificação de seres vivos a partir de características taxonômicas, isto é uma série de declarações que descrevem características morfológicas, genéticas, fisiológicas e reprodutivas do organismo a ser identificado. A categorização por meio de chaves ocorre através do processo eliminatório com base em suas características. Na identificação de serpentes, as chaves se baseiam principalmente na contagem das fileiras de escamas encontradas ao redor do pescoço, centro do corpo e próximo a cloaca, assim como exame da dentição, escudos cefálicos, número de escamas ventrais e subcaudais e condição das escamas da região dorsal (WALTRICK; GIASSON, 2021).

SQUATINIFORMES PRISTIOPHORIFORMES SQUALIFORMES HEXANCHIFORMES CARCHARHINIFORMES LAMNIFORMES ORECTOLOBIFORMES HETERODONTIFORME: **Extant Shark Orders**

Figura 4 - Exemplo de Chave Taxonômica

Fonte: (GOODWIN M. [s.d.])

REFERÊNCIAS

BUNTATAN. Soros. Disponível em: https://butantan.gov.br/soros. Acesso em: 24 abr. 2023.

Recognisable external characteristics

ESTEVAM. G. Inteligência artificial já é realidade na pecuária brasileira – @Tech. Disponível em: https://techagr.com/inteligencia-artificial-ja-e-realidade-na-pecuaria-brasileira/. Acesso em: 27 abr. 2023.

Goodwin chave? Disponível em: https://academia.cienciaviva.pt/recursos/recurso.php?id recurso=105>. Acesso em: 28 abr. 2023.

INATURALIST. Connect with Nature. [S.I.], 2023a. Disponível em: https://www.inaturalist.org/. Acesso em: 17 abr. 2023.

INATURALIST. Developers. [S.I.], 2023b. Disponível em: https://www.inaturalist.org/pages/developers. Acesso em: 17 abr. 2023.

MIHAJLOVIC, I. Everything You Ever Wanted To Know About Computer Vision. Here's A Look Why It's So Awesome. Disponível em: < https://towardsdatascience.com/everything-you-ever-wanted-to-know-aboutcomputer-vision-heres-a-look-why-it-s-so-awesome-e8a58dfb641e>. Acesso em: 25 abr. 2023.

OLIVEIRA, S.N. et al. Ofidismo em Santa Catarina: identificação, prevenção de acidentes e primeiros socorros.

https://repositorio.ufsc.br/bitstream/handle/123456789/208747/Ofidismo%20em%20Santa%20Catarina.pdf>. Acesso em: 24 abr. 2023.

RAJABIZADEH, M.; REZGHI, M. A comparative study on image-based snake identification using machine learning. Scientific Reports, v. 11, n. 1, p. 19142, 27 set. 2021.

SIMPLILEARN. What Is Image Processing: Overview, Applications, Benefits, and Who Should Learn It. Disponível em: https://www.simplilearn.com/image-processing-article. Acesso em: 24 abr. 2023.

VAN HORN, G. et al. The iNaturalist Species Classification and Detection Dataset. Disponível em: https://authors.library.caltech.edu/87114/. Acesso em: 24 abr. 2023.

VASMATKAR, M. et al., "Snake Species Identification and Recognition," 2020 IEEE Bombay Section Signature Conference (IBSSC), Mumbai, India, 2020, pp. 1-5.

WALTRICK, C. S.; GIASSON, L. O. M. Taxonomic key to the snakes (Squamata: Ophidia) species of the Itajaí Valley, Santa Catarina, Brazil. Papéis Avulsos de Zoologia, v. 61, p. e20216120–e20216120, 18 fev. 2021.

WILDLIFE AI. Using artificial intelligence to accelerate wildlife conservation. Disponível em: https://www.wildlife.ai/. Acesso em: 28 abr. 2023.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. Snakebite envenoming. Disponível em: https://www.who.int/health-topics/snakebite>. Acesso em: 24 abr. 2023.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. Snakebite envenoming. Disponível em: https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/snakebite-envenoming>. Acesso em: 24 abr. 2023.