

Original Article

Iranian Remote Sensing & GIS
Journal of

Developing a Spatiotemporal Habitat Suitability Model to Assess Biodiversity Changes in Response to Climate Change

Elham Ebrahimi¹, Farahm Ahmadzadeh^{2*}, Asghar Abdoli³, Babak Naimi⁴

Affiliation

1. PHD Student, Department of Biodiversity and Ecosystem Management, Environmental Sciences Research Institute, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran

2. Associate Professor, Department of Biodiversity and Ecosystem Management, Environmental Sciences Research Institute, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran

3. Professor, Department of Biodiversity and Ecosystem Management, Environmental Sciences Research Institute, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran

4. Assistant Professor, Quantitative Biodiversity Dynamics, Department of Biology, University of Utrecht, The Netherlands

ABSTRACT

Introduction: Biodiversity loss is a global threat to humanity. To address these challenges, international environmental organizations have adopted specific strategic goals and plans within the Kunming-Montreal Global Biodiversity Framework to understand how biodiversity changes over time and to identify the factors influencing these changes. Biodiversity modeling tools, particularly habitat suitability models (species distribution models), play a critical role in this effort. Despite significant advances in modeling techniques and the growing availability of spatial data, current models face serious limitations in accurately predicting biodiversity status and changes, hindering the development of an effective framework for monitoring biodiversity over time. One of the most significant practical limitations of these models is the inconsistency of recorded data in terms of species presence frequency and spatial extent across different time periods. This inconsistency limits the development of spatiotemporal models necessary for understanding species distribution dynamics over time. The objective of this study is to propose a solution to overcome the inconsistencies in biodiversity data over time and to develop a computational process for spatiotemporal habitat suitability modeling. Subsequently, spatiotemporal models were employed to quantify changes in species distribution.

Materials and Methods: In this study, a spatiotemporal biodiversity model was developed using presence data of the Roan antelope (*Hippotragus equinus*). Long-term species presence data spanning from 1901 to 2020 were sourced from the global biodiversity database GBIF to develop the spatiotemporal models. Additionally, species time series data (abundance data) from the LPI and BioTime databases were used to validate the assessment of biodiversity changes. Climatic data were extracted from the CRU TS database, which was used to generate 19 annual environmental layers. After data cleaning and preparation, and selecting appropriate climatic variables by testing for multicollinearity, the time series data were integrated into a single data table or data pool. In this approach, species presence data for each year were linked to the corresponding climatic data for that year and location. To improve model efficiency and reduce uncertainty, 10 common machine learning algorithms were selected to calibrate the spatiotemporal models. After model validation, spatial distribution predictions for each year were obtained by combining predictions from different models using weighted averaging (ensemble), resulting in a 120-year time series of species distribution predictions. Next, the Sen's slope estimator function was used to calculate the trend of habitat suitability changes over 120 years for each pixel.

Results and Discussion: The results of model validation demonstrated that all modeling approaches performed exceptionally well, with AUC values ranging from 0.926 to 0.996, indicating high predictive accuracy. Analysis of the biodiversity trend maps over time revealed a gradual decline in the probability of species presence in southern latitudes. In contrast, an increase in presence probability was observed in the central African belt, suggesting shifts in species distribution patterns. Further validation of the results was carried out using time series data on species distribution and abundance from BioTime and LPI sources. This validation showed that the model accurately matched real data in 88% and 84% of the cases where habitat suitability had decreased. These findings confirm the high accuracy of the model in predicting both species distribution and changes over time. This strong correlation between model predictions and actual data underscores the effectiveness of the proposed spatiotemporal models in capturing and reflecting real-world biodiversity trends.

Conclusion: The proposed solution in this study not only enables spatiotemporal modeling for analyzing species distribution patterns and their changes but also improves the accuracy of ecological niche quantification, enhancing spatial distribution predictions and reducing uncertainty in assessments. This approach addresses temporal data inconsistency challenges by increasing sample size and coverage, allowing optimal use of all available records. This study emphasizes the importance of the temporal dimension in species distribution models, particularly in regions with significant climatic changes, and can assist managers in making conservation decisions aligned with sustainable development goals, biodiversity conservation, and the KM-GBF global framework.

Keywords: Spatio-temporal species distribution model, Data inconsistency, Biodiversity changes, Long-term time series of climate data, Machine learning.

Citation: Ebrahimi E., Ahmadzadeh F., Abdoli A., Naimi B., Developing a Spatiotemporal Habitat Suitability Model to Assess Biodiversity Changes in Response to Climate Change, Iran J Remote Sens GIS, 16(4):115-137.

* Corresponding Author: f_ahmadzade@sbu.ac.ir
DOI: <https://doi.org/10.48308/GISJ.2024.236293.1225>

Received: 2024.04.16
Accepted: 2024.09.14





توسعه مدل مکانی- زمانی مطلوبیت زیستگاه برای ارزیابی تغییرات تنوع زیستی در پاسخ به تغییر اقلیم

الهام ابراهیمی^۱، فراهم احمدزاده^{۲*}، اصغر عبدلی^۳، بابک نعیمی^۴

سمت

چکیده

سابقه و هدف: ازدست دادن تنوع زیستی تهدیدی جهانی برای انسان‌ها محسوب می‌شود. برای مقابله با این تهدیدها، سازمان‌های جهانی محیط‌زیستی اهداف و برنامه‌های استراتژیک ویژه‌ای را در قالب چارچوب جهانی تنوع زیستی کونمینگ- مونترال، به منظور درک چگونگی تغییرات تنوع زیستی در طول زمان و شناسایی عوامل تأثیرگذار در آنها، تصویب کردند. بدین منظور ابزارهای مدل‌سازی تنوع زیستی، به ویژه مدل‌های مطلوبیت زیستگاه (توزیع گونه‌ای) که از پرکاربردترین روش‌های شناخته شده برای مطالعات تنوع زیستی محسوب می‌شوند، نقش اساسی دارند. با وجود پیشرفت‌های شگرف در توسعه روش‌های مدل‌سازی در کنار دسترسی روزافزون به داده‌های مکانی، مدل‌های فعلی در پیش‌بینی دقیق وضعیت و تغییرات تنوع زیستی محدودیت‌های جدی دارند؛ این مسئله به نام کمبود ایجاد چارچوبی مناسب برای پایش تنوع زیستی در طول زمان منجر می‌شود. یکی از مهم‌ترین محدودیت‌های کاربردی این مدل‌ها ناسازگاری داده‌های ثبت شده، به لحاظ فراوانی و گستره مکانی حضور گونه‌ها در بازه‌های زمانی متفاوت است. این شرایط امکان توسعه مدل‌های مکانی- زمانی را که در درک پویایی و تغییرات توزیع جغرافیایی گونه‌ها طی زمان ضروری‌اند، محدود می‌کند. هدف از این مطالعه بیان راه‌حلی برای غلبه بر مشکلات ناسازگاری داده‌های تنوع زیستی در طول زمان، و توسعه فرایند محاسباتی برای مدل‌سازی مکانی- زمانی مطلوبیت زیستگاه و سپس کمی‌سازی تغییرات در توزیع مکانی است.

۱. دانشجوی دکتری، گروه تنوع زیستی و مدیریت اکوسیستم، پژوهشکده علوم محیطی، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران
۲. دانشیار، گروه تنوع زیستی و مدیریت اکوسیستم، پژوهشکده علوم محیطی، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران
۳. استاد، گروه تنوع زیستی و مدیریت اکوسیستم، پژوهشکده علوم محیطی، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران
۴. استادیار، گروه پویایی کمی تنوع زیستی، گروه زیست‌شناسی، دانشگاه اوترخت، هلند

مواد و روش‌ها: در این مطالعه، برای توسعه مدل مکانی- زمانی تنوع زیستی، از داده‌های حضور گونه‌ی بز کوهی (*Hippotragus equinus*) استفاده شد. داده‌های سری زمانی بلندمدت حضور این گونه بین سال‌های ۱۹۰۱ تا ۲۰۲۰ از پایگاه داده جهانی GBIF، به منظور توسعه مدل‌های مکانی- زمانی، و همچنین داده‌های سری زمانی تنوع زیستی (فراوانی گونه) در پایگاه‌های اطلاعاتی LPI و BioTime برای اعتبارسنجی ارزیابی تغییرات تنوع زیستی به کار رفت. به علاوه، داده‌های اقلیمی از پایگاه داده CRUTS استخراج شدند که براساس آنها، لایه‌های اطلاعاتی نوزده‌گانه زیست‌اقلیمی به صورت سالیانه تولید شد. پس از پاک‌سازی و آماده‌سازی داده‌های گونه و انتخاب متغیرهای مناسب در حین آزمایش چندخطی‌گری، داده‌های سری زمانی به صورت یکپارچه در جدول داده واحد یا استخر داده گردآوری شدند. در این رویکرد، داده‌های حضور گونه متعلق به هر سال به اطلاعات اقلیمی همان سال و مکان پیوند داده شد. سپس برای توسعه مدل مکانی- زمانی و به منظور بهبود کارایی و کاهش عدم قطعیت مدل‌ها، ده الگوریتم مسروم یادگیری ماشینی انتخاب و مدل‌های مکانی- زمانی کالیبره شدند. پس از اعتبارسنجی مدل‌ها، الگوی مکانی توزیع گونه با ترکیب پیش‌بینی‌های حاصل از مدل‌های گوناگون، با استفاده از میانگین‌گیری وزنی (انسمل) برای هر سال، پیش‌بینی شد؛ این کار به تولید سری زمانی ۱۲۰ ساله شامل پیش‌بینی‌های توزیع مکانی گونه‌ای منجر شد. در گام بعدی، با استفاده از تابع تخمینگر شیب سن، روند تغییرات مطلوبیت زیستگاهی در طول ۱۲۰ سال در هر پیکسل محاسبه شد.

نتایج و بحث: نتایج اعتبارسنجی مدل‌ها نشان داد که تمامی روش‌های مدل‌سازی از عملکرد بسیار خوبی برخوردار بودند؛ به گونه‌ای که شاخص AUC برای این مدل‌ها بین ۰/۹۹۶ و ۰/۹۲۶ محاسبه شد. تحلیل نقشه‌های روند تغییرات تنوع زیستی در طول زمان نشان داد که در عرض‌های جنوبی، احتمال حضور گونه به تدریج کاهش یافته است؛ در حالی که در کمربند میانی افریقا، افزایش احتمال حضور این گونه مشاهده می‌شود. صحت‌سنجی نتایج، با استفاده از داده‌های سری زمانی توزیع و فراوانی گونه از منابع BioTime و LPI نشان داد که به ترتیب در ۸۸٪ و ۸۴٪ نقاط کاهش مطلوبیت زیستگاهی، مدل با داده‌های واقعی هم‌پوشانی دارد؛ این مسئله دقت بالای مدل را در پیش‌بینی توزیع و تغییرات گونه‌ای در طول زمان تأیید می‌کند.

نتیجه‌گیری: راه‌حل ارائه شده در این مطالعه، افزون بر اینکه امکان مدل‌سازی مکانی- زمانی برای تحلیل الگوهای توزیع گونه‌ها و تغییرات آنها را فراهم می‌آورد، با افزایش دقت در کمی‌سازی آشیان بوم‌شناختی، به بهبود پیش‌بینی الگوهای توزیع مکانی و کاهش عدم اطمینان در ارزیابی‌ها کمک می‌کند. این رویکرد با ارتقای پوشش و اندازه نمونه‌ها، چالش‌های در زمینه ناسازگاری زمانی داده‌ها را حل می‌کند و استفاده بهینه از تمامی رکوردهای اطلاعاتی موجود را ممکن می‌سازد. این مطالعه بر اهمیت بُعد زمانی در مدل‌های توزیع گونه‌ای تأکید دارد و این رویکرد، به ویژه در مناطقی با تغییرات اقلیمی بیشتر، از اهمیت فراوانی برخوردار است و می‌تواند در راستای اهداف توسعه پایدار، حفاظت از تنوع زیستی و چارچوب جهانی KM-GBF به مدیران برای تصمیم‌گیری حفاظتی کمک کند.

کلیدواژه‌ها: مدل مکانی- زمانی توزیع گونه‌ای، ناسازگاری داده‌ها، تغییرات تنوع زیستی، سری زمانی بلندمدت داده اقلیمی، یادگیری ماشینی.

استناد: ابراهیمی، ا.، احمدزاده، ف.،

عبدلی، ا.، نعیمی، ب. توسعه مدل

مکانی- زمانی مطلوبیت زیستگاه برای

ارزیابی تغییرات تنوع زیستی در پاسخ به

تغییر اقلیم، نشریه سنجش از دور و

GIS ایران، سال ۱۶، شماره ۴، زمستان

۱۴۰۳: ۱۳۷-۱۱۵.

دریافت: ۱۴۰۳/۰۴/۲۶

پذیرش: ۱۴۰۳/۰۶/۲۴



Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>.

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات: f_ahmadzade@sbu.ac.ir

شناسه دیجیتال مقالات: <https://doi.org/10.48308/GISJ.2024.236293.1225>

۱- مقدمه

تشدید توسعه‌های انسانی در دهه‌های اخیر، در کنار تغییرات اقلیمی، به افزایش بی‌سابقه و روزافزون روند تخریبی اکوسیستم‌ها، کاهش تنوع زیستی و انقراض گونه‌ها منجر شده و در نتیجه، جوامع انسانی را در مقابل تهدیدهای جدی قرار داده است (Butchart et al., 2010). بر همین اساس، تلاش‌های جهانی برای مقابله با بحران تنوع زیستی از سه دهه گذشته آغاز شده و با توسعه برنامه‌های استراتژیک در مقیاس جهانی، با هدف بلندمرتبه توقف روند کاهش تنوع زیستی، سعی در هدایت و هماهنگی اقدامات حفاظتی داشته‌اند (Tittensor et al., 2014). با وجود این، گزارش‌های اخیر نشان از شکست کامل تلاش‌های انجام‌شده طی این سه دهه داشته است و برای نمونه، هیچ‌یک از بیست هدف اجرایی برنامه حفظ تنوع زیستی آیچی^۱ که قصد داشت روند کاهش تنوع زیستی را تا سال ۲۰۲۰ متوقف کند، محقق نشد (CBD, 2020). ارزیابی‌های دلایل این ناکامی‌ها نشان داده است که نبود روش‌های کمی‌سازی میزان پیشرفت برنامه‌های حفاظتی و همچنین ضعف روش‌های مدل‌سازی برای پیش‌بینی دقیق وضعیت و تغییرات تنوع زیستی که ایجاد چارچوبی مناسب برای پایش تنوع زیستی در طول زمان را ناممکن می‌کند، از دلایل اصلی این شکست‌ها بوده است (CBD, 2020). از این‌رو بر بهبود مدل‌سازی و چارچوب‌های پایش، به‌منزله یکی از اولویت‌های اصلی در جدیدترین برنامه استراتژیک حفاظت از تنوع زیستی، تأکید شد که به‌تازگی، در پانزدهمین نشست کنفرانس تنوع زیستی سازمان ملل متحد (COP15)^۲، در قالب چارچوب جهانی تنوع زیستی کونمینگ-مونترال (KM-GBF)^۳ تدوین شد. این برنامه با تمرکز بر تئوری تغییر و به‌منظور درک بهتر تغییرات تنوع زیستی در طول زمان و کاهش تلفات آن، به تصویب رسید (CBD, 2020). بر همین اساس و با توجه به ضعف روش‌های مدل‌سازی کنونی در کمی‌سازی و پیش‌بینی تغییرات تنوع زیستی، توسعه و

اصلاح روش‌های مدل‌سازی برای ارزیابی مکانی-زمانی تغییرات تنوع زیستی بیش‌ازپیش ضروری به نظر می‌رسد. مدل‌های توزیع گونه‌ای (SDMs)^۴ (Guisan & Zimmermann, 2000)، به‌منزله روشی پرطرفدار و شناخته‌شده در مطالعات تنوع زیستی، چارچوب مدل‌سازی قدرتمندی را برای درک توزیع مکانی زیستگاه گونه‌ها و پیش‌بینی وضعیت آنها در پاسخ به تغییرات محیطی فراهم می‌سازد (Ceballos et al., 2017). SDMها که عمدتاً براساس روش‌های هوش مصنوعی توسعه می‌یابند، برای اهداف متنوعی کاربرد دارند؛ از جمله در حفاظت و تصمیم‌گیری‌های مرتبط با تنوع زیستی، مانند شناسایی متغیرهای محیطی حیاتی برای گونه‌ها یا جوامع (Villero et al., 2017)، درون‌یابی و برون‌یابی^۵ توزیع‌های جغرافیایی بالقوه براساس مشاهدات ثبت‌شده از موقعیت گونه‌ها یا جوامع (McShea, 2014)، به‌حداقل‌رساندن تأثیرات تحولات انسانی در برنامه‌ریزی حفاظت (Guisan et al., 2013)، پیوند نظارت بر تنوع زیستی به چارچوب‌هایی مانند متغیرهای اساسی تنوع زیستی (EBVs)^۶ (Kissling et al., 2018)، ارزیابی تأثیرات پیش‌بینی‌شده سیاست‌های محیط‌زیستی در توزیع گونه‌های در معرض تهدید یا مهاجم (Smith & Lusseau, 2022)، و ارزیابی تطابق بین مناطق حفاظت‌شده فعلی و بررسی کارایی این مناطق برای حفاظت از گونه‌ها در آینده (Araújo et al., 2004). بنابراین می‌توان اذعان داشت SDMها ابزارهای مدل‌سازی قدرتمند و استانداردی‌اند که برای مطالعات و برنامه‌ریزی‌هایی در زمینه تنوع زیستی، در راستای دستیابی به اهداف توسعه پایدار (SDGs)^۷ و برنامه‌های استراتژیک حفاظت از تنوع زیستی (CBD)^۸، نقش ضروری دارند.

1. Aichi
2. United Nations Biodiversity Conference
3. Kunming-Montreal Global Biodiversity Framework
4. Species Distribution Models
5. Interpolating and Extrapolating
6. Essential Biodiversity Variables
7. Sustainable Development Goals
8. Convention on Biological Diversity

بلندمدت داده‌های اقلیمی همچنان در حال استفاده‌اند؛ حتی در مورد پیش‌بینی توزیع گونه‌هایی که بسیار پویا هستند، از جمله پرندگان (Williams et al., 2017)، پستانداران (Wieringa et al., 2021) و حشرات (Kimathi et al., 2020). باین حال، در سال‌های اخیر، بر لزوم بررسی‌های پویایی اکوسیستم‌ها و درک تغییرات تنوع زیستی تأکید چشمگیری شده و امکان برآش مدل‌های مکانی-زمانی توزیع گونه‌ای به صورت فزاینده‌ای فراهم آمده است (Jetz et al., 2019). همچنین دسترسی به منابع عظیم داده‌های حضور گونه‌ها از پایگاه‌های آنلاین معتبر، همانند GBIF، BioTime، LPI^۵ و BIEN4، به همراه داده‌های تنوع زیستی مبتنی بر دانش شهروندی^۶ از پلت‌فرم‌هایی مانند iNaturalist و PlantNet، می‌تواند فرایند کالیبراسیون SDMها به صورت مکانی-زمانی را بسیار تسهیل کند (Brun et al., 2023). از سوی دیگر، پیشرفت‌های اخیر در زمینه هوش مصنوعی، به‌ویژه در حوزه یادگیری ماشین، در تحلیل و مدل‌سازی سیستم‌های پویا مانند اکوسیستم‌های طبیعی انقلابی به وجود آورده است (Pichler & Hartig, 2023). یادگیری ماشین، به‌منزله یکی از فناوری‌های پیشرفته در هوش مصنوعی، در حوزه‌های گوناگون علمی نتایج چشمگیری به ارمغان آورده و ظرفیت شایان توجهی برای افزودن بُعد زمانی به مدل‌های تنوع زیستی دارد (Reichstein et al., 2019). این فناوری‌ها و داده‌های موجود سری زمانی می‌توانند به مقابله با چالش‌های SDMها کمک کنند (Liu et al., 2018) و روش‌های کمی‌سازی تغییرات تنوع زیستی را، به‌ویژه در راستای اهداف چارچوب جهانی تنوع زیستی KM-GBF و تمرکز بر تئوری تغییر، به‌طور چشمگیری ارتقا دهند.

با وجود گستردگی دامنه‌های کاربردی SDMها، یکی از محدودیت‌های مهم در به‌کارگیری این مدل‌ها در زمینه توازن‌نداشتن در داده‌های ثبت‌شده از حضور گونه‌ها در بازه‌های زمانی متفاوت است. در مورد بیشتر گونه‌ها، داده‌های حضور گونه طی سال‌های اخیر از فراوانی و پوشش مکانی بسیار گسترده‌تری در قیاس با سال‌های دورتر طی چند دهه گذشته برخوردارند. این شرایط امکان استفاده از داده‌ها در توسعه مدل‌های مکانی-زمانی را که برای درک پویایی و تغییرات توزیع جغرافیایی گونه‌ها در طول زمان ضروری‌اند، محدود می‌کند. به همین دلیل است که بیشتر مدل‌های SDM (از این پس، SDMهای کلاسیک) صرفاً مدل‌های مکانی‌اند که براساس داده‌های حضور گونه‌ها، برداشت‌شده در سال‌های اخیر (مثلاً سه دهه گذشته)، توسعه می‌یابند. این مدل‌ها به پیوند داده‌های تنوع زیستی با میانگین‌های بلندمدت (حدود سه دهه) داده‌های اقلیمی متکی‌اند (Hijmans et al., 2005; Fick & Hijmans, 2017). مطالعات گوناگونی (از جمله، Bateman et al., 2012; Fernandez et al., 2017) نشان داده‌اند که این داده‌های میانگین، برای پیش‌بینی توزیع گونه‌هایی که خیلی سریع تحت تأثیر شرایط اقلیمی کوتاه‌مدت (مانند تغییرات سالیانه) قرار می‌گیرند، کافی نیستند. از سوی دیگر، مطالعات آبرامز^۱ و همکاران (۲۰۱۹) و ریساید^۲ و همکاران (۲۰۱۰) نشان داده است که دقت و صحت مدل‌های توزیع گونه‌ای، با گنجاندن متغیرهایی زمانی، بهبود شایان توجهی می‌یابند. اندرو و فاکس^۳ (۲۰۲۰) و فرناندز^۴ و همکاران (۲۰۱۷) تأکید کرده‌اند؛ در چشم‌اندازهایی با تغییرات محیطی بین‌سالی فراوان، مدل‌های توزیع گونه‌ای که تغییرات محیطی در طول زمان را در نظر می‌گیرند بسیار کارآمدتر و مؤثرترند.

باین حال تا کنون نمونه‌های مدل‌های توزیع گونه‌ای مکانی-زمانی همچنان کمیاب است که دلیل آن اغلب محدودیت اشاره‌شده در داده‌های در دست است. متغیرهای محیطی ایستا یا میانگین‌های

1. Abrahms
2. Reside
3. Andrew & Fox
4. Fernandez
5. Living Planet Index
6. Citizen Science

کامبود اطلاعات سری زمانی تنوع زیستی در بسیاری از مناطق، به خصوص در کشورهای در حال توسعه، باعث شده است اجرای عملی و بهره‌برداری از این روش‌ها در مورد بسیاری از گونه‌ها با چالش‌های جدی روبه‌رو شود. هدف از این مطالعه طرح راه‌حل و فرایندی محاسباتی، برای غلبه بر مشکلات ناسازگاری داده‌های تنوع زیستی در طول زمان، به منظور مدل‌سازی مکانی-زمانی توزیع گونه‌های است. راه‌حلی که در این مطالعه مطرح شده امکان لحاظ شدن بُعد زمان را در مدل‌های کلاسیک SDM فراهم کرده و سپس با توسعه مدل‌های مکانی-زمانی، امکان کمی‌سازی تغییرات در توزیع مکانی گونه‌ها، در راستای اهداف KM-GBF را مورد آزمایش و ارزیابی قرار داده است. برای این منظور، از داده‌های سری زمانی بلندمدت حضور گونه‌ها در پایگاه‌های جهانی GBIF برای توسعه مدل‌های مکانی زمانی و همچنین از داده‌های سری زمانی تنوع زیستی (فراوانی حضور گونه‌ها) موجود در پایگاه‌های اطلاعاتی LPI و BioTime برای اعتبارسنجی ارزیابی تغییرات تنوع زیستی استفاده شده است. به‌علاوه از داده‌های اقلیمی در قالب سری زمانی بلندمدت از پایگاه CRUTS، متعلق به سال‌های ۱۹۰۱ تا ۲۰۲۰، بهره گرفته شد. سپس با توسعه مدل‌های مکانی-زمانی، ضمن پیش‌بینی توزیع جغرافیایی گونه‌ها در قالب نقشه‌های مکانی طی زمان به صورت سالیانه، روند تغییرات توزیع گونه‌ها در هر پیکسل (واحد مکانی در نقشه) با استفاده از تابع رگرسیون خطی و ارزیابی شیب خط رگرسیون تحلیل و کمی‌سازی شد. هرچند روش پیشنهادی در این پژوهش را می‌توان در مورد اغلب گونه‌ها به کار برد، در این مطالعه، از داده‌های گونه *Hippotragus equinus* برای توسعه و آزمایش مدل‌ها استفاده شد زیرا هم توزیع مکانی-زمانی داده‌های حضور گونه در پایگاه داده GBIF مناسب بوده

با وجود اینکه بیشتر مطالعات مدل‌سازی توزیع تنوع زیستی بر پایه مدل‌های کلاسیک انجام می‌شوند، در سال‌های اخیر، توجه جامعه جهانی پژوهشگران این حوزه به مدل‌های مکانی-زمانی افزایش فزاینده‌ای یافته است. برای نمونه، تسورل^۱ و همکاران (۲۰۲۴) نشان دادند که گنجاندن بُعد زمان در مدل‌های توزیع گونه‌ای، به‌ویژه با استفاده از داده‌های فنولوژی و مراحل دموگرافیک گیاهی حاصل از دانش شهروندی، می‌تواند کارایی این مدل‌ها را بسیار افزایش دهد. اشلیپ^۲ و همکاران (۲۰۱۸) روش‌هایی را برای ادغام فرایندهای زمانی در مدل‌های توزیع گونه‌های مشترک مکانی (JSDM) توسعه دادند که شامل داده‌های حضور/غیاب و داده‌های فراوانی طبقه‌بندی شده بود. گونسالویس^۳ و همکاران (۲۰۱۶) با استفاده از داده‌های سنجش از دور چندزمانه و SDMها، پویایی‌های سالیانه مطلوبیت زیستگاهی در سطح چشم‌انداز را تحلیل کردند. دابسون^۴ و همکاران (۲۰۲۳) نیز، با معرفی بسته نرم‌افزاری dynamicSDM، امکان ادغام بُعد زمانی در مدل‌های SDM را فراهم کردند و برای نمونه، مدل مکانی-زمانی توزیع گونه پرنده *Quelea quelea* را در مورد داده‌های محیطی و تنوع زیستی سال‌های ۲۰۱۳-۲۰۱۷ اجرا و سپس توزیع را به تفکیک هر ماه، پیش‌بینی کردند. این مطالعه نشان داد مدل‌های پویا، با پیش‌بینی توزیع براساس داده‌های محیطی هر ماه، دقت و کارایی بیشتری در قیاس با مدل‌های کلاسیک دارند. با وجود پیشرفت‌های چشمگیر سال‌های اخیر در توسعه مدل‌های مکانی-زمانی، همچنان بسیاری از جنبه‌های دانش بوم‌شناسی و پیچیدگی‌های محیطی به‌طور کامل در این مدل‌ها منعکس نشده‌اند. افزون‌براین، مدل‌های فعلی هنوز تغییرات بلندمدت توزیع تنوع زیستی را که هدف چارچوب جهانی است، به‌طور مؤثر کمی‌سازی نکرده‌اند. مسئله مهم‌تر این است که ناسازگاری داده‌های تنوع زیستی در طول زمان — به‌ویژه با توجه به حجم بیشتر داده‌ها در سال‌های اخیر، در مقایسه با دوره‌های گذشته — و

1. Zurell
2. Schliep
3. Gonçalves
4. Dobson

متغیرهای نوزده گانه زیست اقلیمی (Hijmans et al., 2005)، براساس داده‌های ماهیانه، با استفاده از بسته نرم افزاری *dismo* در محیط R محاسبه شد (Hijmans et al., 2023). انتخاب دقیق متغیرها، برای پیش‌بینی در مدل‌سازی توزیع تنوع زیستی، مرحله‌ای بنیادین شمرده می‌شود که در جلوگیری از چندخطی‌گری^۲ و به دنبال آن، جلوگیری از کاهش کارایی مدل و نتایج آماری نامطمئن، نقش مهمی دارد. چندخطی‌گری زمانی رخ می‌دهد که دو یا چند متغیر پیش‌بینی کننده در مدلی آماری به شدت با یکدیگر همبستگی دارند. به عبارت دیگر، وجود همبستگی قوی بین متغیرها، نشان می‌دهد اطلاعات ارائه شده از سوی متغیری تا حد بسیاری با متغیر دیگر پوشش داده شده است. این وضعیت می‌تواند به برآوردهای ناپایدار پارامترهای مدل و همچنین تخمین نامطمئن اهمیت نسبی متغیرهای پیش‌بینی کننده منجر شود. برای شناسایی و کاهش تأثیرات چندخطی‌گری، استفاده از ضریب تورم واریانس (VIF)^۳ راه‌حلی کاربردی محسوب می‌شود. VIF میزان افزایش واریانس ضریب رگرسیون تخمین زده شده‌ای را ارزیابی می‌کند؛ این افزایش ناشی از همبستگی بین متغیرهای پیش‌بینی کننده است (Naimi & Araújo, 2016). متغیری با VIF بالا، که معمولاً بیشتر از ۱۰ است، نشان می‌دهد که اطلاعات آن متغیر، به صورت مشترک، در سایر متغیرهای دیگر وجود دارد و بنابراین می‌توان آن را از مدل حذف کرد (Ghyoumi et al., 2022). این رویکرد به صورت ابزاری مهم در تصمیم‌گیری‌های مدل‌سازی به کار می‌رود تا اطمینان حاصل شود متغیرهای دارای اطلاعات تکراری یا مشترک از ساختار مدل حذف شوند (Ghane-Ameleh et al., 2021). از این رو در این مرحله، برای یافتن متغیرهای پیش‌بینی کننده، تجزیه و تحلیلی هم‌خطی با استفاده از VIF موجود در بسته *usdm* در محیط R

است و هم داده‌های سری زمانی فراوانی گونه که برای اعتبارسنجی ارزیابی تغییرات بسیار اهمیت دارد، در پایگاه‌های LPI و BioTIME وجود داشته و بدین ترتیب امکان آزمایش ایده مطرح شده در این مطالعه به خوبی فراهم می‌آید.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- داده‌های تنوع زیستی

در این مطالعه، برای توسعه مدل مکانی-زمانی تنوع زیستی از داده‌های حضور گونه‌نوعی بز کوهی (*Hippotragus equinus*) در مقیاس قلمرو زیست جغرافیایی افریقای حاره‌ای، با توجه به دسترسی مناسب به اطلاعات مکانی-زمانی بلندمدت آن، بهره بردیم. برای اجرای این پژوهش، اطلاعات حضور گونه را در بازه زمانی بین ۱۹۰۱ تا ۲۰۲۰ از طریق پایگاه‌های داده‌ای GBIF و BioTime و LPI بررسی کردیم. تراکم و توزیع اطلاعات این گونه در طول زمان مقبول بود. بنابراین اطلاعات این گونه، به منزله اطلاعات نمونه، برای آزمایش و توسعه مدل انتخاب شد. داده‌های ورودی مدل از طریق داده‌های استخراج شده از GBIF تأمین شد و داده‌های سری زمانی فراوانی گونه، برای اعتبارسنجی ارزیابی تغییرات توزیع، از پایگاه‌های LPI و BioTIME استخراج شد. داده‌ها با استفاده از بسته *CoordinateCleaner* در R، برای حذف نقاط پرت و تکراری و سوابق دارای عدم قطعیت مکانی بالا یا منبع نامطمئن، پیش‌پردازش و پاک‌سازی شد (Zizka et al., 2019). همچنین برای کاهش بیش‌نمایی در سلول‌های شبکه، نازک‌سازی مکانی^۱ در سطح شبکه‌های ۱×۱ کیلومتری با بسته *spThin* در محیط R انجام شد (Aiello-Lammens et al., 2015).

۲-۲- داده‌های اقلیمی و انتخاب متغیرها

متغیرهای اقلیمی، به صورت سری زمانی ماهیانه، از پایگاه داده اقلیمی CRUTS برای متغیرهای دمای کمینه و بیشینه و همچنین بارش به دست آمد و

1. Spatial Thinning
2. Multicollinearity
3. Variance Inflation Factor

کارآیی مدل‌ها منجر می‌شود (Araujo & New, 2007). در گام بعدی، از مدل‌های توسعه‌یافته برای پیش‌بینی توزیع مکانی گونه، به‌صورت سالیانه در طول زمان، استفاده شد. بدین‌منظور ده الگوریتم یادگیری ماشین، مثلاً با استفاده از نتایج مدل و متغیرهای اقلیمی سال ۱۹۰۱ نقشه احتمال حضور گونه در سال ۱۹۰۱، پیش‌بینی شد و سپس با استفاده از نتایج مدل و متغیرهای اقلیمی سال ۱۹۰۲، نقشه احتمال حضور گونه در سال ۱۹۰۲ شکل گرفت و به همین ترتیب، تا سال ۲۰۲۰ تولید نقشه‌های سری زمانی پیش‌بینی توزیع گونه انجام شد. در نتیجه، ۱۲۰ نقشه احتمال حضور گونه از سال ۱۹۰۱ تا ۲۰۲۰، پدید آمد.

۲-۳-۱- داده‌های شبه‌عدم‌حضور یا پس‌زمینه

با توجه به اینکه الگوریتم‌های مدل‌سازی عمدتاً براساس داده‌های با توزیع دوجمله‌ای (باینری) ایجاد شده‌اند و بنابراین به هر دو داده حضور و عدم حضور نیاز دارند، در نبود داده عدم حضور که در بیشتر مطالعات مدل‌سازی توزیع گونه‌ای محدودیت شمرده می‌شود، استفاده از داده‌های شبه‌عدم‌حضور^۲ (پس‌زمینه)^۳ در مطالعات مدل‌سازی تنوع زیستی اهمیت ویژه‌ای دارد زیرا راه‌حلی برای مواقعی است که فقط به داده‌های حضور گونه دسترسی وجود دارد. داده‌های شبه‌عدم‌حضور معمولاً از کل منطقه مطالعاتی برداشت می‌شوند بنابراین، با توجه به نداشتن ارزش اطلاعاتی این داده‌ها، سایر مناطق به یک نسبت وزن‌دهی می‌شوند و اولویت‌بندی به هیچ‌یک از محدوده‌های جغرافیایی، براساس داده‌های عدم حضور، اختصاص نمی‌یابد. به‌عبارت دیگر، وجود این داده‌ها به مدل اجازه می‌دهد تفاوت‌های محیطی را که برای حضور گونه‌ها مناسب است، صرفاً براساس داده‌های حضور گونه تشخیص دهد. معمولاً تعداد نقاط شبه‌عدم‌حضور بیشتر

انجام شد (Naimi, 2022). هر متغیر زیست‌اقلیمی که مقدار VIF آن از آستانه تعیین‌شده ۱۰ بیشتر بود، طی فرایندی چندمرحله‌ای، به‌صورت گام‌به‌گام حذف شد و این رویه تا زمانی تکرار شد که همه متغیرهای نشان‌دهنده هم‌خطی حذف شدند (Naimi et al., 2014).

۲-۳-۲- توسعه مدل‌های توزیع گونه‌ای مکانی-زمانی

برای ایجاد مدل مکانی-زمانی توزیع گونه‌ای، داده‌های حضور گونه متعلق به هر سال و در هر مکان به اطلاعات اقلیمی همان سال و مکان پیوند داده شدند. برای نمونه، چنانچه داده حضور گونه در سال ۱۹۷۶، در موقعیت جغرافیایی مشخصی مشاهده شده باشد، مقادیر متغیرهای پیش‌بینی‌کننده اقلیمی در آن موقعیت از لایه‌های مربوط به همان سال استخراج می‌شوند و در جدول داده‌ای، به‌همراه داده‌های گونه، قرار می‌گیرند. به همین ترتیب، تمامی داده‌های حضور گونه به‌همراه داده‌های اقلیمی متناظر، براساس سال برداشت داده‌ها، به‌صورت یکپارچه در جدول اطلاعاتی واحدی آماده‌سازی شد. در نهایت، این مجموعه داده که با توجه به یکپارچه‌سازی همه داده‌های زمانی در این مجموعه واحد به استخر داده^۱ شناخته می‌شود، به‌صورت ورودی (متغیر هدف یا پاسخ و متغیرهای پیش‌بینی‌کننده) به مدل مکانی-زمانی به کار رفت.

برای توسعه مدل مکانی-زمانی، در این پژوهش از روش‌ها (الگوریتم‌ها)ی مدل‌سازی یادگیری ماشینی استفاده شد اما با توجه به وجود روش‌های متنوع، به‌جای تصمیم‌گیری و انتخاب یکی از روش‌ها، مجموعه‌ای از روش‌ها به کار رفت. بدین‌منظور ده روش مرسوم که در مطالعات متفاوت مدل‌سازی توزیع گونه‌ای دارای کارآیی بیشتری بوده‌اند (Elith et al., 2006)، انتخاب و فرایند مدل‌سازی براساس این روش‌ها اجرا شد. مزیت استفاده از چندین روش مدل‌سازی در ایجاد امکان ترکیب پیش‌بینی‌های تولیدشده با مدل‌های چندگانه، با استفاده از میانگین‌گیری وزنی است که به کاهش عدم قطعیت در مدل‌سازی و افزایش

1. Data Pooling
2. Pseudo-absences
3. Background

چندجمله‌ای (GLMPoly) (Dunn & Smyth, 2018)، مدل تعمیم‌یافته افزایشی (GAM) (Hastie & Tibshirani, 1990)، درخت رگرسیون تقویت‌شده (BRT) (Elith et al., 2008)، رگرسیون تطبیقی چندگانه (MARS) (Friedman, 1991)، درخت طبقه‌بندی و رگرسیون (CART) (Breiman et al., 1984)، جنگل تصادفی (RF) (Breiman, 2001)، حداکثر آنتروپی (Maxent) (Phillips et al., 2006)، تحلیل تفکیک‌پذیری انعطاف‌پذیر (FDA) (Hastie & Tibshirani, 1994)، ماشین بردار پشتیبان (SVM) (Valkenburg et al., 2023) و مدل‌سازی زیست‌اقليمی (Bioclimate) (Booth et al., 2014) می‌شود. تمامی مراحل با استفاده از بسته *sdm* در محیط R اجرا شد (Naimi & Araujo, 2022). در جدول ۱، جزئیات در مورد هر یک از الگوریتم‌ها آمده است.

۴-۳-۲- رویکرد ترکیبی^۱

متغیر بودن نتایج پیش‌بینی بین الگوریتم‌های متفاوت مدل‌سازی توزیع گونه‌ای و تأثیر درخور توجه انتخاب الگوریتم در کارآیی پیش‌بینی‌ها نیاز به اتخاذ رویکردهای جامع‌تر را نمایان می‌سازد (Ebrahimi et al., 2022). مطالعات نشان دادند که هیچ مدل منفردی به‌طور پیوسته در مورد تمامی گونه‌ها، مناطق و کاربردها بهترین عملکرد را ندارد و نمی‌توان مدلی واحد را برترین مدل در همه شرایط در نظر گرفت (Elith et al., 2006; Segurado & Araujo, 2004). از این رو، در پاسخ به این چالش، مدل‌سازی ترکیبی یا انسمل پیشنهاد شده است. این روش که آرائوژو و نیو^۲ (۲۰۰۷) و هائو و تیان^۳ (۲۰۱۹) آن را بررسی کرده‌اند، در بسیاری موارد، عملکردی برتر از مدل‌های منفرد ارائه داده و قادر است عدم قطعیت‌های ناشی از تفسیر نتایج مدل‌های منفرد را کاهش دهد. این رویکرد، با

از نقاط حضور است تا بتواند گردایان تغییرات محیطی کل منطقه مطالعاتی را پوشش دهد. این تعداد اغلب ممکن است، از چندصد تا چندین هزار نقطه، متغیر باشد و این مقدار به اندازه منطقه مورد مطالعه و تنوع اکولوژیکی مورد بررسی بازمی‌گردد. استراتژی‌های انتخاب داده‌های شبه‌عدم‌حضور متنوع‌اند و به‌طبع، می‌توانند در نتایج مدل‌های توزیع تنوع زیستی تأثیر بگذارند. برای انتخاب داده‌های پس‌زمینه، از رویکرد انتخاب تصادفی جغرافیایی استفاده شد که از رایج‌ترین روش‌هاست و ۱۰,۰۰۰ نقطه پس‌زمینه تولید شد (Araújo et al., 2020). این نقاط به‌منزله رکوردهای شبه‌عدم‌حضور، به‌همراه داده‌های حضور گونه، برای آموزش یا کالیبره کردن مدل‌ها استفاده شدند.

۲-۳-۲- تقسیم‌بندی داده‌ها برای استخراج داده‌های شاهد

برای اعتبارسنجی مدل‌های توزیع گونه‌ای، به داده‌های شاهد نیاز است؛ این داده‌ها در فرایند کالیبره‌شدن مدل دخالتی ندارند. با توجه به نبود داده مستقل، از روش نمونه‌برداری تصادفی برای تقسیم‌بندی داده‌های اولیه به دو دسته آموزشی و شاهد استفاده شد. روش نمونه‌برداری تصادفی با جایگزینی که به نام بوت‌استرپینگ شناخته شده است، یکی از قدرتمندترین تکنیک‌ها برای اعتبارسنجی مدل‌هاست (Naimi et al., 2022). این شیوه، در پژوهش حاضر، با ده تکرار اجرا شد و در هر تکرار، فرایند نمونه‌برداری تصادفی با جایگزینی به تولید جداگانه مجموعه داده‌های آموزشی و شاهد منجر شد. بنابراین، در مورد هر روش مدل‌سازی و هر تکرار، مدل مورد نظر توسعه یافت که نهایتاً به تولید ۱۰۰ مدل (۱۰ الگوریتم × ۱۰ تکرار) انجامید.

۲-۳-۳- الگوریتم‌های یادگیری ماشینی

برای توسعه مدل‌های توزیع گونه‌ای با الگوریتم‌های یادگیری ماشینی، از ده الگوریتم استفاده شد. این الگوریتم‌ها شامل مدل رگرسیون تعمیم‌یافته

1. Ensemble Approach
2. Araújo & New
3. Hao & Tian

جدول ۱. فهرست الگوریتم‌های یادگیری ماشینی مورد استفاده در مطالعه

منبع	توضیحات	اختصار	الگوریتم
Dunn & Smyth, 2018	یکی از انواع مدل‌های رگرسیونی است که با افزودن جملات چندجمله‌ای به متغیرهای مستقل، پیچیدگی روابط بین متغیرها را به‌طور مؤثرتری مدل‌سازی می‌کند. این مدل، به‌ویژه در مواردی که رابطه بین متغیرهای مستقل و وابسته غیرخطی است، کاربرد دارد	Poly GLM	مدل خطی تعمیم‌یافته ^۱
Hastie & Tibshirani, 1990	از توابع ناپارامتریک و تعریف‌شده با داده‌ها، هموارتر و غیرخطی استفاده می‌کند	GAM	مدل افزایشی تعمیم‌یافته ^۱
Elith et al., 2008	با ترکیب دو الگوریتم درخت رگرسیون (ارتباط پاسخ به پیش‌بینی‌کننده‌های آنها، با تقسیم‌های باینری بازگشتی) و تقویت‌شده (روشی افزایشی به‌منظور ترکیب بسیاری از مدل‌های منفرد برای بهبود عملکرد)، روابط غیرخطی پیچیده را منطبق می‌کند	BRT	درخت رگرسیون تقویت‌شده ^۱
Friedman, 1991	تکنیک رگرسیون غیرخطی انعطاف‌پذیری است که مدل‌های رگرسیون خطی متعدد را با توابع پایه تطبیقی ترکیب می‌کند. متغیرهای مرتبط و تعاملات آنها را به‌صورت خودکار انتخاب می‌کند	MARS	رگرسیون تطبیقی چندمتغیره ^۱
Breiman et al., 1984	مدلی مبتنی بر درخت تصمیم است که داده‌ها را به‌صورت بازگشتی، براساس مقادیر متغیرهای پیش‌بینی، به زیرمجموعه‌هایی تقسیم می‌کند. هم برای کارهای طبقه‌بندی و هم برای رگرسیون استفاده می‌شود. تقسیم‌ها، با یافتن بهترین متغیر پیش‌بینی‌کننده و آستانه مربوط که همگنی را در زیرمجموعه‌ها به حداکثر می‌رساند، تعیین می‌شوند	CART	درختان طبقه‌بندی و رگرسیون ^۱
Breiman, 2001	نمونه‌های بوت‌استرپ بسیاری را از داده‌ها انتخاب می‌کند و درخت‌های رگرسیون زیادی را برای هر یک از این نمونه‌های فرعی ایجاد و متناسب می‌کند. هر درخت برای پیش‌بینی مشاهدات خارج از کیسه (یعنی مواردی که به‌منزله نمونه راه‌انداز انتخاب نشده‌اند) به کار می‌رود. طبقه‌بندی داده‌شده، با در نظر گرفتن هر درخت به‌منزله یک «رأی»، و کلاس پیش‌بینی‌شده مشاهده‌ای با اکثریت رأی در بین همه درختان تعیین می‌شود	RF	جنگل تصادفی ^۱
Phillips et al., 2006	از یک الگوریتم تخمین تراکم آنتروپی حداکثر، برای تقریب توزیع واقعی گونه‌ها به‌منزله توزیع احتمال، استفاده می‌کند و به مجموعه‌ای از محدودیت‌ها می‌پردازد که در آن میانگین هر متغیر محیطی باید به میانگین تجربی در مکان‌های حضور نزدیک باشد	Maxent	حداکثر آنتروپی ^۱
Hastie & Tibshirani, 1994	براساس رویکردی ناپارامتریک است و به‌ویژه هنگام برخورد با داده‌های پیچیده و با ابعاد بالا، مفید است. انعطاف‌پذیری را در مدل‌سازی روابط پیچیده، بین متغیرهای پیش‌بینی‌کننده و پاسخ، فراهم می‌کند	FDA	تحلیل تفکیک‌پذیری انعطاف‌پذیر ^۱
Valkenburg et al., 2023	به‌ویژه در مواردی که داده‌ها دارای ابعاد بالا و ساختار پیچیده‌اند، کارآمد است. این الگوریتم، با یافتن ابرصفحه‌ای ^۱ بهینه، داده‌ها را به دو دسته تقسیم می‌کند. در مواردی که داده‌ها تفکیک‌ناپذیرند، SVM از توابع کرنل برای نگاشت داده‌ها به فضای با ابعاد بالاتر استفاده می‌کند؛ در این فضا، داده‌ها بهتر تفکیک می‌شوند	SVM	ماشین بردار پشتیبان ^۱
Booth et al., 2014	برای تجزیه و تحلیل رابطه بین توزیع گونه‌ها و متغیرهای آب‌وهوا استفاده می‌شود. این مدل‌ها اغلب شامل روش‌های آماری، برای شناسایی عوامل مهم آب‌وهوایی مؤثر در حضور یا عدم حضور گونه‌ها می‌شوند	Bioclim	مدل‌سازی زیست‌اقليمی

در حالی که روش‌های دیگری مانند TSS وابسته به انتخاب حد آستانه^۵ مناسباند (Freeman & Moisen, 2008). یکی از مرسوم‌ترین روش‌های تعیین حد آستانه در مورد TSS استفاده از فرایند بهینه‌سازی در انتخاب بهترین حد آستانه براساس شاخص مورد نظر است. تولید ماتریس ابهام^۶ ابزاری قدرتمند برای ارزیابی عملکرد بر مبنای روش‌هایی است که به انتخاب حد آستانه نیاز دارند. همچنین این ماتریس، در فرایند انتخاب حد آستانه برای مدل‌های دوجمله‌ای، نقش مهمی دارد زیرا از طریق این ماتریس، می‌توان شاخص‌های گوناگونی، مانند شاخص حساسیت (نسبت پیش‌بینی‌های درست حضور به کل داده‌های واقعی حضور) و ویژگی (نسبت پیش‌بینی‌های درست عدم حضور به کل داده‌های واقعی عدم حضور) را محاسبه کرد و با این دو شاخص، می‌توان آستانه بهینه‌ای برای تحلیل‌های باینری را تعیین کرد که ممکن است سبب کمینه‌سازی خطاهای مدل شود (Boali et al., 2024). در این مطالعه، انتخاب حد آستانه به گونه‌ای بود که با این آستانه، حاصل جمع حساسیت و ویژگی بیشینه شد و در واقع، معادل بیشینه‌سازی TSS است. بنابراین، در ارزیابی AUC و TSS به کار رفت (Ebrahimi et al., 2023). مقدار AUC از ۰ تا ۱ متغیر است (Ghayoumi et al., 2019)؛ در صورتی که TSS بین ۱- و ۱ متغیر است و مقادیر بیشتر هر دو معیار نشان‌دهنده عملکرد بهتر مدل‌هاست. مقدار ۰ در TSS و ۰/۵ در AUC به عملکرد مدل معادل یک پیش‌بینی کاملاً تصادفی اشاره دارد و مقدار پایین‌تر گویای عملکرد نامطلوب‌تر از شانس است (Araujo & Naimi, 2020).

ترکیب نتایج چند مدل، به بهبود اعتبارسنجی می‌انجامد و افزون‌بر آن، کاهش عدم قطعیت در نتایج را به همراه دارد و به مدیریت بهتر منابع طبیعی و حفاظت از تنوع زیستی کمک مؤثری می‌کند (Ebrahimi & Ahmadzadeh, 2022; Ebrahimi et al., 2021). بنابراین در این مطالعه، رویکرد ترکیبی با استفاده از ده الگوریتم یادگیری ماشینی به کار رفت. نتایج پیش‌بینی این ده الگوریتم با استفاده از تابع میانگین‌گیری وزنی و مقادیر عملکردی AUC هر مدل به‌منزله وزن، در این فرایند به کار رفت.

۵-۳-۲- ارزیابی میزان صحت و کارایی مدل‌ها

برای اعتبارسنجی و ارزیابی عملکرد مدل‌های توزیع گونه‌ای با توجه به ماهیت متغیر وابسته در مدل (داده‌های حضور و عدم حضور گونه)، به‌طور مرسوم از روش‌های مساحت زیر منحنی مشخصه عملیاتی گیرنده (AUC)^۱ و آمار مهارت واقعی (TSS)^۲ استفاده می‌شود (Amiri et al., 2021; Ilanloo et al., 2020; Sheykhi et al., 2021). داده‌های تنوع زیستی برای گونه‌ها از نوع حضور و عدم حضور، که نوعی متغیر گسسته محسوب می‌شود، دارای توزیع آماری دوجمله‌ای^۳ هستند. پیش‌بینی‌های مدل‌ها، در مورد چنین داده‌هایی، در قالب مقادیر کمی احتمال حضور تولید می‌شود. برای مقایسه این مقادیر با داده‌های ثبت‌شده در متغیر هدف (حضور/عدم حضور یا یک و صفر)، لازم است حد آستانه‌ای انتخاب شود که مقادیر بیشتر از آن پیش‌بینی‌کننده حضور (یک) و مقادیر پایین‌تر از آن پیش‌بینی‌کننده عدم حضور (صفر) باشد (Scherrer et al., 2018). انتخاب صحیح حد آستانه می‌تواند تأثیر درخور توجهی در کارایی روش ارزیابی عملکرد مدل داشته باشد؛ بنابراین مسئله‌ای مهم در مدل‌سازی محسوب می‌شود (Naimi et al., 2022). در میان روش‌های ارزیابی عملکرد مدل‌ها، روش AUC مستقل از انتخاب حد آستانه^۴ است و می‌تواند عملکرد مدل را بدون نیاز به انتخاب حد آستانه ارزیابی کند؛

1. Area Under Receiver Operating Characteristic Curve
2. True Skill Statistics
3. Binomial
4. Independent on The Threshold
5. Dependent on The Threshold
6. Confusion Matrix

۴-۲- محاسبه روند تغییرات تنوع زیستی در طول

زمان

در این مرحله، مقادیر پیش‌بینی شده احتمال حضور گونه برای هر سال، به صورت جداگانه، به تولید سری زمانی ۱۲۰ ساله احتمال‌های حضور منجر شد. سپس، با استفاده از تابع تخمینگر شیب سن از کتابخانه «trend» در محیط R، روند تغییرات در مقدار تناسب زیستگاه را در طول زمان، برای هر پیکسل، کمی کردیم تا بزرگی روند مثبت یا منفی را در هر پیکسل، در صورت معنی‌دار بودن، تعیین کنیم. به همین ترتیب، نتایج پیش‌بینی‌ها برای نمایش پویایی تنوع زیستی در طول زمان ادغام شدند و روند تغییرات توزیع به نسبت زمان پایه، با استفاده از تابع «sense.slope» در پکیج «trend» در محیط R، محاسبه شد (Pohler et al., 2016). همچنین در این مطالعه، برای اعتبارسنجی محاسبات روند تغییرات تنوع زیستی در طول زمان، از داده‌های سری زمانی فراوانی گونه در پایگاه‌های LPI و BioTIME استفاده شد. روش ناپارامتری برآورد شیب روند در سال ۱۹۶۸ از طریق سن، در نمونه‌ای از N زوج داده، براساس رابطه (۱) توسعه یافت.

$$Q = \frac{X_j - X_k}{j - k} \quad \text{رابطه (۱)}$$

در این معادله، X_j و X_k به ترتیب مقادیر داده‌ها در زمان‌های j و k هستند ($j > k$). اگر در هر بازه زمانی فقط یک داده وجود داشته باشد، $N = \frac{n(n-1)}{2}$ ؛ اینجا n تعداد بازه‌های زمانی است. اگر در یک یا چند بازه زمانی چندین مشاهده وجود داشته باشد، $N < \frac{n(n-1)}{2}$ و n تعداد کل مشاهدات است. مقادیر N از Q_i ، از کوچک‌ترین تا بزرگ‌ترین، مرتب می‌شوند و میانه شیب یا برآوردگر شیب سن به صورت رابطه (۲) محاسبه می‌شود.

$$Q_{med} = \left\{ \begin{array}{l} Q[(N+1)/2] \\ \frac{Q[N/2] + Q[(N+2)/2]}{2} \end{array} \right. \quad \text{رابطه (۲)}$$

علامت Q_{med} نشان‌دهنده جهت روند داده‌هاست و مقدار آن شیب روند را نشان می‌دهد. برای تعیین اینکه شیب میانه به طور آماری با صفر تفاوت دارد یا خیر، باید

فاصله اطمینان Q_{med} را در احتمالی خاص به دست آورد. فاصله اطمینان، برای شیب زمانی، براساس رابطه (۳) محاسبه می‌شود.

$$C\alpha = Z_{1-\alpha/2} \sqrt{Var(S)} \quad \text{رابطه (۳)}$$

$Var(S)$ براساس رابطه (۴) به دست می‌آید

$$Var(S) = \frac{n(n-1)(2n+5) - \sum_{i=1}^m ti(ti-1)(2ti+5)}{18} \quad \text{رابطه (۴)}$$

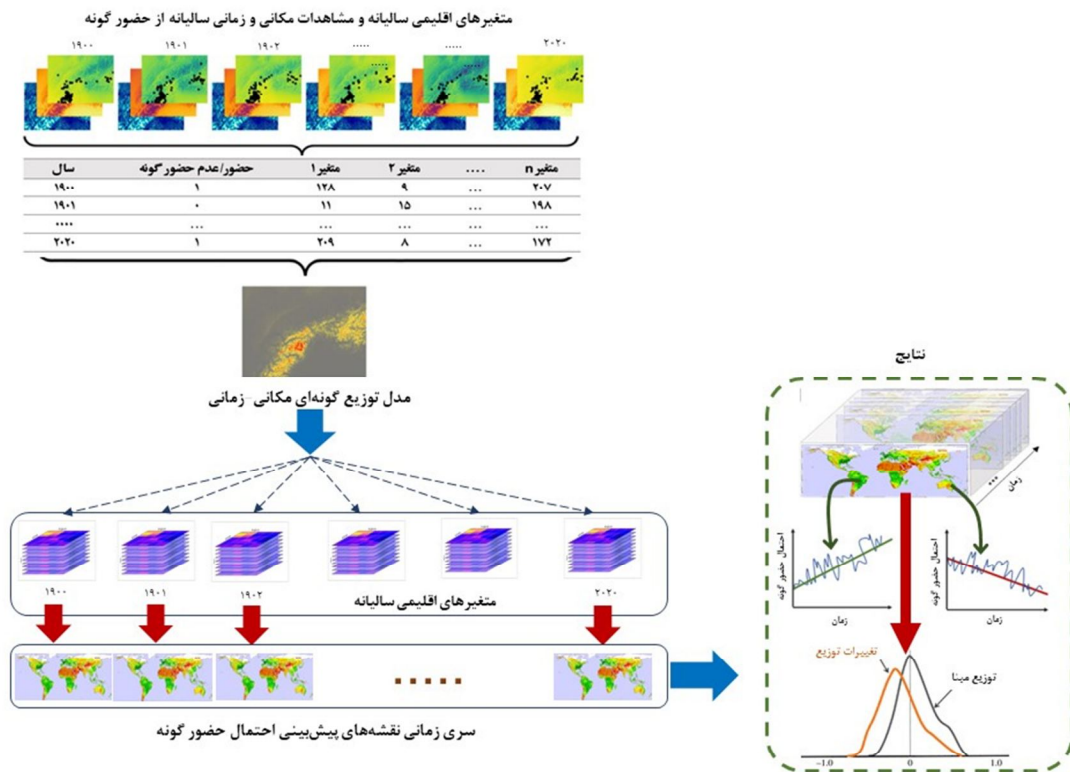
و $Z_{1-\alpha/2}$ از جدول توزیع نرمال استاندارد حاصل می‌شود. در این مطالعه، فاصله اطمینان در دو سطح معناداری ($\alpha = 0.05$ و $\alpha = 0.1$) محاسبه شد.

۳- نتایج و بحث

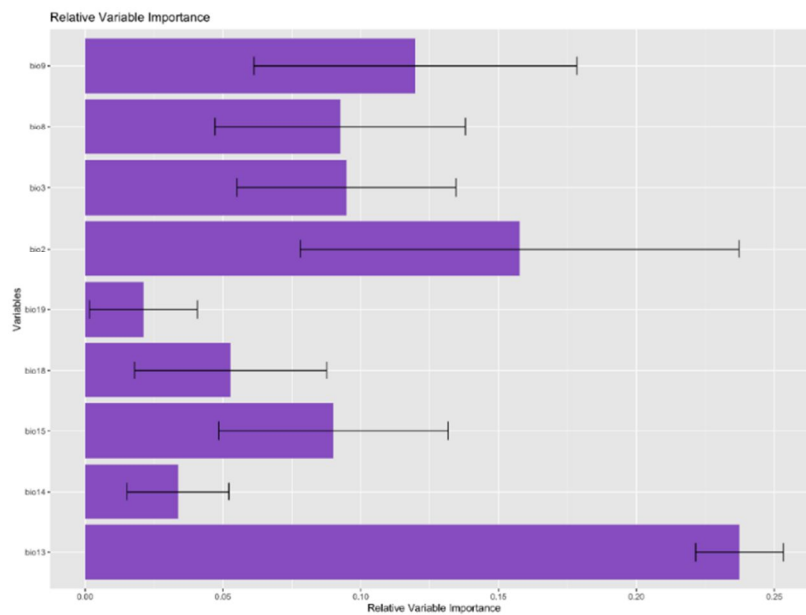
۳-۱- مدل‌های توزیع گونه‌ای

۳-۱-۱- انتخاب متغیرهای اقلیمی و میزان اهمیت آنها در مجموع، در این مطالعه برای رویکرد مدل مکانی-زمانی، ۱۲۰۰۰ مدل ایجاد شد (۱۰ الگوریتم \times ۱۰ تکرار \times ۱۲۰ سال). نه متغیر زیست‌اقلیمی با مقادیر VIF زیر ۱۰ انتخاب شد تا از تأثیر هم‌خطی در مدل‌های توزیع گونه‌ای جلوگیری شود. این متغیرها شامل میانگین محدوده دمای روزانه (Bio2)، انحراف معیار دمای سالیانه (Bio3)، میانگین دمای مرطوب‌ترین سه‌ماهه (Bio8)، میانگین دمای خشک‌ترین سه‌ماهه (Bio9)، بارش در مرطوب‌ترین ماه (Bio13)، بارش در خشک‌ترین ماه (Bio14)، فصلی بودن بارش (Bio15)، بارش در گرم‌ترین فصل (Bio18)، بارش در سردترین فصل (Bio19) هستند. در میان متغیرهای اقلیمی، Bio13 به وضوح مهم‌ترین عاملی بود که در توزیع گونه، در مدل‌های مکانی-زمانی، نقش داشت. پس از آن، Bio02 و Bio09 به ترتیب مهم‌ترین متغیرها شناسایی شدند (شکل ۲).

نتایج این مطالعه نشان می‌دهد که متغیرهای زیست‌اقلیمی انتخاب‌شده، به‌ویژه بارش در مرطوب‌ترین ماه (Bio13)، نقش مهم و برجسته‌ای در تعیین الگوی توزیع گونه *Hippotragus equinus* ایفا می‌کنند. این



شکل ۱. شماتیک مدل‌سازی مکانی-زمانی توزیع گونه با رویکرد استخر داده



شکل ۲. اهمیت متغیرهای اقلیمی در SDMهای مکانی-زمانی

این مدل‌ها در مدل‌سازی توزیع گونه‌ها هستند، هم‌خوانی دارد (پژوهش‌های همچون Reiss et al., 2014; Duan et al., 2011). این برتری ممکن است به دلیل توانایی RF در پردازش داده‌های پیچیده و مدیریت داده‌های غیرخطی و تعاملات بین متغیرهای زیست‌محیطی باشد (Ahmadzadeh, 2001; Breiman, 2018). مدل SVM نیز با AUC برابر با ۰/۹۹۴ و TSS برابر با ۰/۹۸۹، نتایج بسیار دقیقی به دست آورد که بیانگر قدرت این مدل در کار با داده‌های دارای ابعاد بالا و یافتن مرزهای تصمیم‌گیری بهینه است (Guo, 2005; Ahmadzadeh et al., 2017; Mohammadi et al., 2019). مقایسه نتایج سایر مدل‌ها، مانند Bioclim و FDA که AUC کمتر از مدل‌های اول داشتند، ظاهراً نشان می‌دهد که انتخاب مدل مناسب از ویژگی‌های داده‌ها و ساختار مدل بسیار تأثیر می‌پذیرد و یافته‌های سایر مطالعات مبنی بر دقت پیش‌بینی کمتر در این مدل‌ها را تأیید می‌کند (Giovannelli et al., 2010; Duan et al., 2014). مقادیر TSS نیز، همان‌طور که مشخص است، بین ۰/۹۴۱ تا ۰/۹۸ است که همواره مقادیر بیش از ۰/۹ را نشان داده است. این نتایج گویای عملکرد بسیار خوب تمامی مدل‌ها در تفکیک صحیح حضور و عدم حضور گونه است.

۳-۱-۳- پیش‌بینی مدل مکانی-زمانی مطلوبیت زیستگاهی

در این پژوهش، سری زمانی ۱۲۰ ساله‌ای از نقشه‌های احتمال توزیع گونه، متعلق به سال‌های ۱۹۰۱ تا ۲۰۲۰، تولید شد. در میان ۱۲۰ نقشه تولید شده در این پژوهش، نقشه‌های احتمال توزیع گونه در سال‌های ۱۹۰۱، ۱۹۴۰، ۱۹۸۰ و ۲۰۲۰ در شکل ۴ ارائه شده است اما باید اشاره کرد تمامی محاسبات روند تغییرات توزیع گونه در طول زمان، براساس ۱۲۰ نقشه توزیع محاسبه شده است. مناطق شایان توجه، از نظر احتمال

یافته با مطالعات هرینگتون^۱ و همکاران (1999) و گرت^۲ و همکاران (2002) که متغیر بارش را عامل مؤثر اصلی در انتخاب زیستگاه توسط این گونه سلوانایی افریقا مطرح کرده‌اند، هم‌خوانی دارد. از سوی دیگر، نقش برجسته میانگین محدوده دمای روزانه (Bio02) و میانگین دمای خشک‌ترین سه‌ماهه (Bio09) گویای آن است که نوسانات دمایی و شرایط اقلیمی، در فصل‌های خشک نیز، در زیستگاه و پویایی توزیع این گونه نقش تأثیرگذاری دارند. این یافته‌ها بر اهمیت تغییرات فصلی و تأثیرات چندگانه متغیرهای اقلیمی، در توزیع این گونه، تأکید می‌کند و در مطالعات مشابه نیز، به این نکته اشاره شده است (Van Rooyen, 2009). علاوه بر این، با توجه به اینکه Bio13 و Bio02 مهم‌ترین متغیرهای شناسایی شده در این مطالعه‌اند، می‌توان پیشنهاد کرد که برنامه‌های حفاظتی و مدیریتی بر پایه دقیق این متغیرها تمرکز داشته باشند تا بتوانند تغییرات آتی در توزیع گونه را پیش‌بینی و در صورت نیاز، اقدامات لازم را انجام دهند.

۲-۱-۳- سنجش کارایی مدل‌ها

نتایج TSS و AUC، برای سنجش کارایی و صحت مدل‌ها، نشان داد

RF (AUC = 0/996, TSS = 0/97)

SVM (AUC=0/994, TSS=0/989)

BRT (AUC=0/982, TSS=0/988)

GLMpoly (AUC=0/962, TSS=0/971)

بیشترین مقادیر AUC را دارند (شکل ۳). پس از آنها

Maxent (AUC=0/96, TSS=0/971)

CART (AUC=0/961, TSS=0/949)

MARS (AUC=0/958, TSS=0/961)

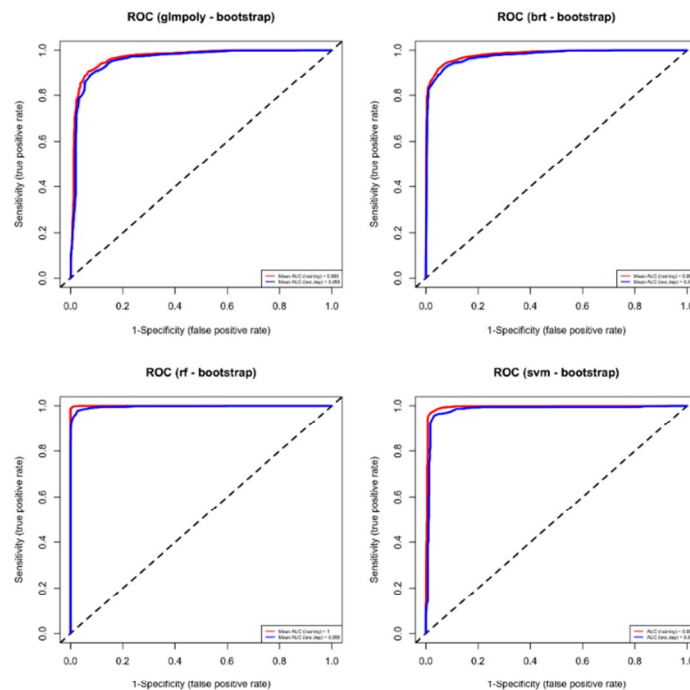
GAM (AUC=0/951, TSS=0/97)

FDA (AUC=0/949, TSS=0/981) و

Bioclim (AUC=0/926, TSS=0/941)

به ترتیب، بیشترین مقدار AUC را نشان دادند. این یافته‌ها با مطالعات پیشین، که نشان‌دهنده دقت بالای

1. Harrington
2. Grant



شکل ۳. مساحت زیر منحنی مشخصه عملیاتی گیرنده (ROC-AUC) مدل‌های مکانی- زمانی در چهار الگوریتم برتر

گذاشته‌اند. برجسته‌کردن این تغییرات نشان می‌دهد که مدل‌سازی مکانی- زمانی می‌تواند ابزاری قدرتمند برای درک تغییرات توزیع گونه (هرچند جزئی) باشد. این مدل‌ها به وضوح نشان می‌دهند که توزیع گونه‌ها، طی زمان، ثابت نیست و در واکنش به تغییرات محیطی، دچار تغییرات تدریجی یا حتی ناگهانی می‌شود. این یافته‌ها با مطالعات پیشین هم‌خوانی دارد که تأکید می‌کنند توزیع زیستگاهی گونه‌ها پی‌درپی، در پاسخ به تغییرات محیطی، تغییر می‌کند (Jetz et al., 2011; Elith et al., 2010; Abbaspour et al., 2019). این مدل‌ها امکان پیش‌بینی دقیق‌تر تغییرات آتی در توزیع گونه‌ها را فراهم می‌کنند و با ارائه نقشه‌های دقیق در طول زمان نیز، برای تحلیل روندهای تغییرات توزیع گونه، از گذشته تا حال و شناسایی مناطق دارای تغییرات زیستگاهی مهم، ابزارهای ارزشمندی به دست می‌دهند. در نتیجه، این رویکرد می‌تواند به توسعه استراتژی‌های حفاظتی پویا کمک کند و این راهبردها می‌توانند با چالش‌های ناشی از تغییرات اقلیمی و

حضور گونه در محدوده توزیع بالفعل گونه، شامل بخش‌هایی از افریقای مرکزی، جنوبی و غربی می‌شود که تغییرات توزیع، طی سالیان گوناگون، به‌طور نامحسوس مشخص است. هرچند الگوی توزیع کلی در منطقه زیستگاهی بالفعل گونه در سال‌های متوالی نسبتاً یکسان به نظر می‌رسد، کاهش و افزایش مطلوبیت زیستگاهی در مناطق مطلوب (رنگ قرمز)، بین ۰/۴ تا ۱ در طول زمان، در حال تغییر است؛ حتی به‌مرور زمان در برخی لکه‌ها مطلوبیت از بین رفته است. از این‌رو این رویکرد ماهیت پویای توزیع گونه‌ها، در پاسخ به تغییرات اقلیمی در طول زمان را برجسته می‌کند. این نتایج نشان می‌دهد، حتی در زیستگاه‌های با مطلوبیت بالا، طی زمان تغییراتی جزئی رخ داده است که برخی از این تغییرات به کاهش مطلوبیت زیستگاهی در برخی لکه‌ها و تعدادی به از بین رفتن مطلوبیت کامل زیستگاهی منجر می‌شود. این تغییرات ممکن است ناشی از تغییرات دمایی، تغییرات در الگوهای بارش، یا سایر عوامل محیطی باشد که در توزیع گونه‌ها تأثیر

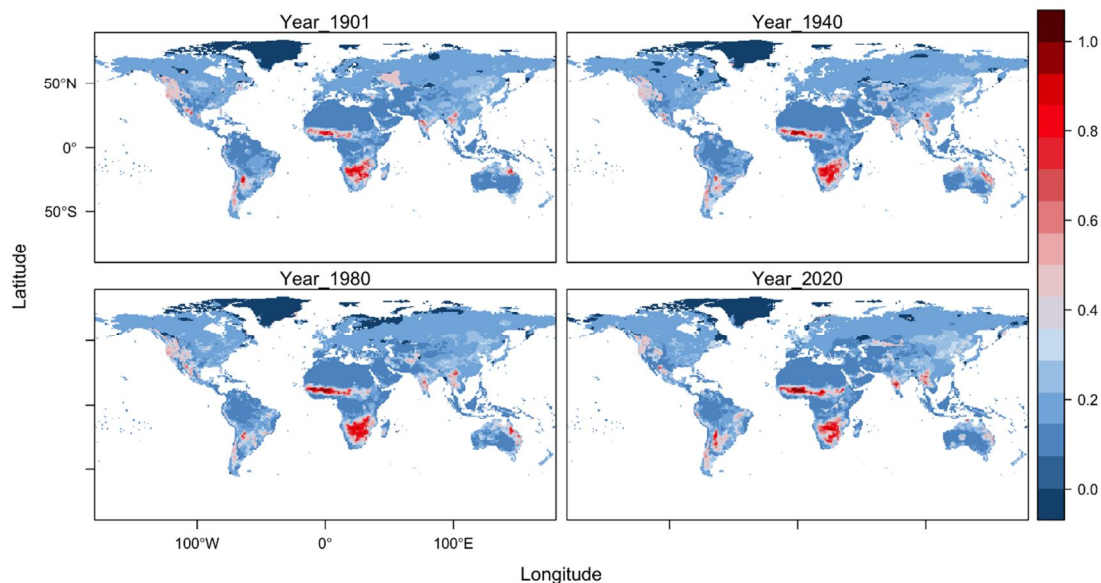
است اما در کمربند میانی افریقا، افزایش احتمال حضور گونه دیده می‌شود. همان‌طور که مشاهده می‌شود، به نظر می‌رسد محدوده توزیع گونه از عرض‌های جغرافیایی پایین، در منطقه توزیع بالفعل گونه، به عرض‌های جغرافیایی بالاتر تغییر یافته و در گذر تغییرات اقلیمی، محدوده توزیع در عرض جنوبی، کاهش شدیدی داشته و این محدوده به سمت کمربند میانی افریقا تغییر یافته است. به نظر می‌رسد این تغییرات ناشی از تغییرات در الگوهای اقلیمی است که توانسته تناسب توزیع گونه را تغییر دهد. افزایش دما و تغییر در الگوهای بارندگی احتمالاً در دسترسی به آب و علوفه تأثیر گذاشته و گونه را به سمت عرض جغرافیایی بالاتر و شرایط مطلوب‌تر، سوق داده است. این نقشه نشان‌دهنده تغییرات الگوی توزیع گونه در طول زمان است که در مدل‌های رایج، معمولاً نادیده گرفته می‌شود. همچنین الگوی کلی در مناطقی که پتانسیل حضور گونه پیش‌بینی شده است (مناطق خارج از آشیان بوم‌شناختی بالفعل گونه در افریقا) اغلب بیانگر روند کلی کاهش پتانسیل حضور گونه است. برای نمونه، در امریکای جنوبی، بخش‌هایی از آمازون و

محیطی مقابله کنند. با این حال باید توجه داشت که اجرای مدل‌های مکانی-زمانی توزیع گونه‌ها به داده‌های سری زمانی تنوع زیستی نیاز دارد و این مسئله فرایند اجرای آن را چالش‌برانگیزتر از مدل‌های کلاسیک SDM می‌کند (Zurell et al., 2024). این چالش، به‌ویژه، در مناطقی از جهان مشهودتر است که دسترسی به داده‌های بلندمدت تنوع زیستی در آنها محدود است؛ مانند بسیاری از کشورهای در حال توسعه. علاوه بر این، در مناطقی که دانش شهروندی هنوز گسترش کافی نیافته و داده‌های مورد نیاز به صورت گسترده جمع‌آوری و ثبت نشده‌اند، این چالش‌ها به مراتب بیشتر است (Brun et al., 2024).

۴-۱-۳- نقشه روند تغییرات تنوع زیستی در طول

زمان

شکل ۵ روند تغییرات در پتانسیل توزیع گونه در طول زمان، براساس کاهش یا افزایش احتمال توزیع در هر پیکسل را نمایش می‌دهد. قاره افریقا که محدوده توزیع بالفعل گونه را شامل می‌شود، در عرض‌های جنوبی، کاهش احتمال حضور گونه را در مرور زمان نشان داده

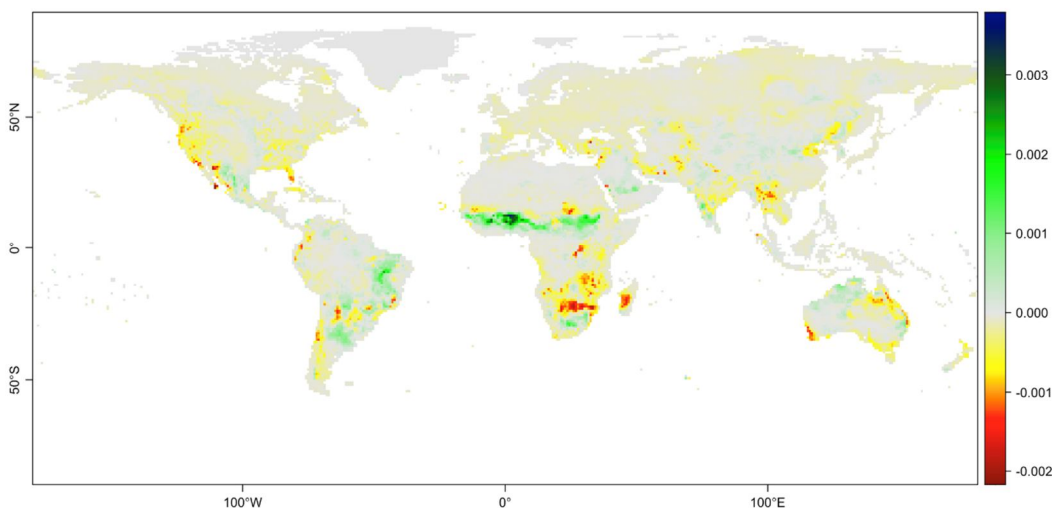


شکل ۴. نقشه توزیع گونه براساس مدل مکانی-زمانی، در سال‌های ۱۹۰۱، ۱۹۴۰، ۱۹۸۰ و ۲۰۲۰

آنها نیز، در جمعیت‌های کوچک و منزوی، در محدوده‌های حفاظتی خصوصی زیست می‌کنند (Havemann et al., 2016; East, 1999). این روند کاهش در فراوانی و توزیع گونه در جنوب افریقا و حفظ جمعیت‌های منزوی، آن هم در محدوده‌های حفاظتی خصوصی، نشان می‌دهد که این منطقه به‌مرور ویژگی‌های آشیان بوم‌شناختی گونه را از دست داده است. مطالعات میدانی در این منطقه نشان می‌دهد از دست دادن و زوال زیستگاه، بارندگی کم، خشکسالی شدید و آتش‌سوزی ناشی از تغییرات اقلیم به کاهش مطلوبیت زیستگاهی، برای گونه، در مناطق جنوبی افریقا منجر شده است (Kimanzi & Wanyingi, 2009; Waltert et al., 2014). همچنین مطالعات نشان می‌دهد که جمعیت گونه در افریقای غربی، به‌صورت محلی فراوان است (Beudels et al., 1992) و حتی طی سال‌های اخیر، رشد کرده است (Codron et al., 2009). این نکته دقیقاً یافته‌های مطالعه حاضر را تأیید می‌کند که در بخش غربی افریقا، پتانسیل حضور گونه در حال افزایش است.

مناطق جنوبی، بخش غربی امریکای شمالی، مناطق مرکزی آسیا، و نواحی شرقی و غربی استرالیا کاهش پتانسیل احتمال حضور گونه نشان داده می‌شود. سنجش کارآیی نتایج حاصل از محاسبه روند تغییرات تنوع زیستی در طول زمان با استفاده از داده‌های توزیع و فراوانی گونه، BioTime و LPI، در مورد این گونه نشان داد از میان ۲۷ نقطه مکانی که طی شصت سال نامتوالی، در LPI توزیع و فراوانی این گونه را گزارش کرده‌اند، ۲۴ نقطه با لکه‌های کاهش احتمال توزیع در نقشه ۴ هم‌پوشانی دارند و از میان نوزده نقطه مکانی که طی ۴۸ سال، در BioTime توزیع و فراوانی این گونه را گزارش کرده‌اند، شانزده نقطه با لکه‌های کاهش احتمال توزیع در نقشه ۴ دارای هم‌پوشانی‌اند. بنابراین هم‌پوشانی ۸۸٪ و ۸۴٪ نشان‌دهنده دقت بالای این مدل‌هاست.

مطالعه مارتین^۱ (۲۰۰۳) تأیید می‌کند اخیراً فراوانی و توزیع گونه، در جنوب افریقا، کمیاب شده است. اگرچه تخمین‌های قبلی، در حدود سال ۱۹۴۰، نشان می‌دهد که تقریباً ۱۲۰۰ فرد از گونه در افریقای جنوبی حضور داشتند ولی در حال حاضر، فقط ۳۰۰ مورد به‌منزله افراد وحشی در نظر گرفته می‌شوند که ۸۸٪



شکل ۵. تغییرات توزیع گونه در طول زمان (لکه‌های قرمز=کاهش احتمال توزیع و لکه‌های سبز=افزایش احتمال توزیع)

۴- نتیجه‌گیری

راه‌حل مطرح‌شده در این مطالعه هم امکان مدل‌سازی مکانی-زمانی برای درک الگوهای مکانی توزیع گونه و ارزیابی تغییرات آنها در طول زمان را فراهم می‌کند و هم ماهیت این روش امکان کمی‌سازی دقیق‌تر آشیان بوم‌شناختی گونه‌ها را ایجاد می‌کند. در واقع، مدل‌های مرسوم برای کمی‌سازی آشیان بوم‌شناختی معمولاً تحت تأثیر محدودیت‌های مرتبط با کیفیت و اندازه داده‌ها و ناکافی بودن آنها قرار دارد که در مطالعات بسیاری به آن اشاره شده است (Smith & Santos, 2020)؛ حال آنکه رویکرد استفاده از استخر داده‌ها، در این مطالعه، عملاً به افزایش پوشش و اندازه نمونه‌های مورد نیاز در مدل‌سازی می‌پردازد که به‌طبع، با تکیه بر فرضیه روابط گونه-محیط^۱، می‌توان نتیجه گرفت روش پیشنهادی در این پژوهش می‌تواند، در ارزیابی آشیان بوم‌شناختی و پیش‌بینی الگوی توزیع مکانی گونه‌ها و در نهایت، کاهش مورداطمینان نبودن ارزیابی‌های انجام‌شده، بهبود مؤثرتری ایجاد کند. به‌طورکلی این مطالعه بر اهمیت در نظر گرفتن بُعد زمانی در مدل‌های توزیع گونه‌ای تأکید دارد تا بتوان تغییرات و پویایی تنوع زیستی را ارزیابی کرد. روش بیان‌شده محدودیت ناسازگاری زمانی داده‌ها را رفع کرده و از همه رکوردهای اطلاعاتی، برای ارزیابی دقیق‌تر آشیان بوم‌شناختی گونه‌ها، استفاده کرده است. اهمیت ویژه استفاده از این روش، در ارزیابی تغییرات، کمک به اجرای برنامه‌های استراتژیک جهانی است زیرا این برنامه‌ها با محوریت ارزیابی تغییرات تنوع زیستی تدوین شده‌اند. این رویکرد، به‌ویژه در مناطقی با تغییرات اقلیمی بیشتر، اهمیت بیشتری می‌یابد و می‌تواند به حفاظت بهتر از تنوع زیستی، در مواجهه با تغییرات جهانی، کمک کند و به اهداف توسعه پایدار، حفاظت از تنوع زیستی و اهداف چارچوب جهانی KM-GBF نیز یاری برساند. با توجه به محدودیت‌های فعلی در دسترسی به داده‌های مکانی-زمانی در کشور و کمبود مطالعاتی که به وجود داده‌های سری زمانی

بلندمدت تنوع زیستی اشاره می‌کنند (برای نمونه، Hosseini Tayefeh, 2021)، نویسندگان این مطالعه توصیه می‌کنند که توسعه روش‌های دانش شهروندی و بهبود دسترسی به داده‌های دارای کیفیت بالا می‌تواند، در غلبه بر این چالش‌ها در ایران، نقش مهمی ایفا کند. همچنین برای مطالعات آینده، پیشنهاد می‌شود که علاوه بر داده‌های اقلیمی، سری زمانی سایر منابع داده‌های محیطی نیز به‌طور جامع بررسی و تحلیل شوند تا شناخت بهتری از روندها و تغییرات محیطی به دست آید.

۵- سپاسگزاری

این اثر با حمایت مادی صندوق حمایت از پژوهشگران و فناوریان کشور (INSF)، برگرفته‌شده از طرح شماره «۴۰۵۳۲۶»، انجام شده است.

۶- منابع

- Abbaspour, M., Mahiny, A.S., Arjmandy, R. & Naimi, B., 2011, **Integrated Approach for Land Use Suitability Analysis**, International Agrophysics, 25(4). [bwmeta1.element.agrobabd4e54-f64e-4413-9f46-3df1073f8d02](https://doi.org/10.1515/1073f8d02).
- Abrahms, B., Welch, H., Brodie, S., Jacox, M.G., Becker, E.A., Bograd, S.J., ... & Hazen, E.L., 2019, **Dynamic Ensemble Models to Predict Distributions and Anthropogenic Risk Exposure for Highly Mobile Species**, Diversity and Distributions, 25(8), PP. 1182-1193. <https://doi.org/10.1111/ddi.12940>.
- Ahmadzadeh, F., Ebrahimi, E. & Naimi, B., 2017, **Species Distribution Potential of Striped Hyaena (Hyaena Hyaena) in Response to Climate Change in Iran**, Environmental Sciences, 15(4), PP. 215-232 (In Persian). https://envs.sbu.ac.ir/article_97888.html.
- Ahmadzadeh, F., Amiri, N. & Ebrahimi, E., 2018, **Spatial Modeling of Species Distribution and Predicting Potential Distribution of the Iranian Long-Legged Wood Frog**, Iranian Journal of Remote Sensing & GIS, 10(2), PP. 95-108 (In Persian).

1. Species-Environment Relationship Theory

- Aiello-Lammens, M.E., Boria, R.A., Radosavljevic, A., Vilela, B. & Anderson, R.P., 2015, **spThin: An R Package for Spatial Thinning of Species Occurrence Records for Use in Ecological Niche Models**, *Ecography*, 38(5), PP. 541–545. <https://doi.org/10.1111/ecog.01132>.
- Amiri, N., Vaissi, S., Aghamir, F., Saberi-Pirooz, R., Rödder, D., Ebrahimi, E. & Ahmadzadeh, F., 2021, **Tracking Climate Change in the Spatial Distribution Pattern and the Phylogeographic Structure of Hyrcanian Wood Frog, *Rana pseudodalmatina* (Anura: Ranidae)**, *Journal of Zoological Systematics and Evolutionary Research*, 59(7), PP. 1604–1619. <https://doi.org/10.1111/jzs.12503>.
- Andrew, M.E. & Fox, E., 2020, **Modelling Species Distributions in Dynamic Landscapes: The Importance of the Temporal Dimension**, *Journal of Biogeography*, 47(7), 1510–1529. <https://doi.org/10.1111/jbi.13832>.
- Araújo, M.B. & Naimi, B., 2020, **Spread of SARS-CoV-2 Coronavirus likely Constrained by Climate**, *MedRxiv*, 1–26. <https://doi.org/10.1101/2020.03.12.20034728>.
- Araújo, M.B. & New, M., 2007, **Ensemble Forecasting of Species Distributions**, *Trends in Ecology and Evolution*, 22(1), PP. 42–47. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2006.09.010>.
- Araújo, M.B., Cabeza, M., Thuiller, W., Hannah, L. & Williams, P.H., 2004, **Would Climate Change Drive Species out of Reserves? An Assessment of Existing Reserve-Selection Methods**, *Global Change Biology*, 10(9), 1618–1626. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2004.00828.x>.
- Araújo, M.B., Mestre, F. & Naimi, B., 2020, **Ecological and Epidemiological Models are Both Useful for SARS-CoV-2**, *Nature Ecology & Evolution*, 4(9), PP. 1153–1154. <https://doi.org/10.1038/s41559-020-1246-y>.
- Bateman, B.L., VanDerWal, J. & Johnson, C.N., 2012, **Nice Weather for Bettongs: Using Weather Events, not Climate Means, in Species Distribution Models**, *Ecography*, 35(4), PP. 306–314. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0587.2011.06871.x>.
- Beudels, R.C., Durant, S.M. & Harwood, J., 1992, **Assessing the Risks of Extinction for Local Populations of Roan Antelope (*Hippotragus Equinus*)**, *Biological Conservation*, 61(2), PP. 107–116. [https://doi.org/10.1016/0006-3207\(92\)91100-7](https://doi.org/10.1016/0006-3207(92)91100-7).
- Boali, A., Asgari, H.R., Mohammadian Behbahani, A., Salmanmahiny, A. & Naimi, B., 2024, **Remotely Sensed Desertification Modeling Using Ensemble of Machine Learning Algorithms**, *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 34. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2024.101149>.
- Booth, T.H., Nix, H.A., Busby, J.R. & Hutchinson, M.F., 2014, **Bioclim: The First Species Distribution Modelling Package, Its Early Applications and Relevance to Most Current MaxEnt Studies**, *Diversity and Distributions*, 20(1), PP. 1–9. <https://doi.org/10.1111/ddi.12144>.
- Breiman, L., 2001, **Random Forests**, *Machine Learning*, 45(1), PP. 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>.
- Breiman, L., Friedman, J., Stone, C. & Olshen, R., 1984, **Classification and Regression Trees**, *Routledge*. <https://doi.org/10.1201/9781315139470>.
- Brun, P., Karger, D.N., Zurell, D., Descombes, P., DeWitte, L.C., De Lutio, R., Wegner, J.D. & Zimmermann, N.E., 2023, **Rank-Based Deep Learning from Citizen-Science Data to Model Plant Communities**, *BioRxiv* 2023.05.30.542843. <https://doi.org/10.1101/2023.05.30.542843>.
- Brun, P., Karger, D.N., Zurell, D., Descombes, P., de Witte, L.C., de Lutio, R., Wegner, J.D. & Zimmermann, N.E., 2024, **Multispecies Deep Learning Using Citizen Science Data Produces More Informative Plant Community Models**, *Nature Communications*, 15(1), P. 4421. <https://doi.org/10.1038/s41467-024-48559-9>.
- Butchart, S.H., Walpole, M., Collen, B., Van Strien, A., Scharlemann, J.P., Almond, R.E., ... & Watson, R., 2010, **Global Biodiversity:**

- Indicators of Recent Declines**, Science, 328(5982), PP. 1164–1168. <https://doi.org/10.1126/science.1187512>.
- CBD; Secretariat of the Convention on Biological Diversity, 2020, **Global Biodiversity Outlook 5**, United Nations Convention on Biological Diversity, Montreal. <https://www.cbd.int/gbo5>.
- Ceballos, G., Ehrlich, P.R. & Dirzo, R., 2017, **Biological Annihilation via the Ongoing Sixth Mass Extinction Signaled by Vertebrate Population Losses and Declines**, Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 114(30), PP. E6089–E6096. <https://doi.org/10.1073/pnas.1704949114>.
- Codron, D., Codron, J., Lee-Thorp, J.A., Sponheimer, M., Grant, C.C. & Brink, J.S., 2009, **Stable Isotope Evidence for Nutritional Stress, Competition, and Loss of Functional Habitat as Factors Limiting Recovery of Rare Antelope in Southern Africa**, Journal of Arid Environments, 73(4–5), PP. 449–457. <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2008.12.003>.
- Dobson, R., Challinor, A.J., Cheke, R.A., Jennings, S., Willis, S.G. & Dallimer, M., 2023, **Dynamic SDM: An R Package for Species Geographical Distribution and Abundance Modelling at High Spatiotemporal Resolution**, Methods in Ecology and Evolution, 14(5), PP. 1190–1199. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.14101>
- Duan, R.Y., Kong, X.Q., Huang, M.Y., Fan, W.Y. & Wang, Z.G., 2014, **The Predictive Performance and Stability of Six Species Distribution Models**, PLoS ONE, 9(11), P. e112764. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0112764>.
- Dunn, P.K. & Smyth, G.K., 2018, **Generalized Linear Models with Examples in R**, New York: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4419-0118-7>. ISBN 978-1-4419-0118-7.
- East, R., 1999, **African Antelope Database 1998**. International Union for Conservation of Nature/Species Survival Commission Antelope Specialist Group, Gland, Switzerland.
- Ebrahimi, E. & Ahmadzadeh, F., 2022, **Dynamics of Habitat Changes as a Result of Climate Change in Zagros Mountains Range (Iran), a Case Study on Amphibians**, Nova Biologica Reperta, 9(1), PP. 29–39 (In Persian). <https://doi.org/10.29252/nbr.9.1.29>.
- Ebrahimi, E., Sayahnia, R., Ranjbaran, Y., Vaissi, S. & Ahmadzadeh, F., 2021, **Dynamics of Threatened Mammalian Distribution in Iran's Protected Areas under Climate Change**, Mammalian Biology, June. <https://doi.org/10.1007/s42991-021-00136-z>.
- Ebrahimi, E., Ranjbaran, Y., Sayahnia, R. & Ahmadzadeh, F., 2022, **Assessing the Climate Change Effects on the Distribution Pattern of the Azerbaijan Mountain Newt (Neurergus Crocatus)**, Ecological Complexity, 50(2), P. 100997. <https://doi.org/10.1016/j.ecocom.2022.100997>.
- Ebrahimi, E., Araújo, M.B. & Naimi, B., 2023, **Flood Susceptibility Mapping to Improve Models of Species Distributions**, Ecological Indicators, 157, P. 111250. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.111250>.
- Elith, J., Graham, C.H., Anderson, R.P., Dudík, 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.McC.M., Townsend Peterson, A., ... Zimmermann, N.E., 2006, **Novel Methods Improve Prediction of Species' Distributions from Occurrence Data**, Ecography, 29(2), PP. 129–151. <https://doi.org/10.1111/j.2006.0906-7590.04596.x>.
- Elith, J., Leathwick, J.R. & Hastie, T., 2008, **A Working Guide to Boosted Regression Trees**, Journal of Animal Ecology, 77(4), PP. 802–813. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2656.2008.01390.x>.
- Elith, J., Kearney, M. & Phillips, S., 2010, **The Art of Modelling Range-Shifting Species**, Methods in Ecology and Evolution, 1(4), PP. 330–342. <https://doi.org/10.1111/j.2041-210X.2010.00036.x>.

- Fernandez, M., Yesson, C., Gannier, A., Miller, P.I. & Azevedo, J.M., 2017, **The Importance of Temporal Resolution for Niche Modelling in Dynamic Marine Environments**, *Journal of Biogeography*, 44(12), PP. 2816–2827. <https://doi.org/10.1111/jbi.13080>.
- Fick, S.E. & Hijmans, R.J., 2017, **WorldClim 2: New 1-km Spatial Resolution Climate Surfaces for Global Land Areas**, *International Journal of Climatology*, 37(12), PP. 4302–4315. <https://doi.org/10.1002/JOC.5086>.
- Freeman, E.A. & Moisen, G.G., 2008, **A Comparison of the Performance of Threshold Criteria for Binary Classification in Terms of Predicted Prevalence and Kappa**, *Ecological Modelling*, 217(1–2), PP. 48–58. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2008.05.015>.
- Friedman, J., 1991, **Multivariate Adaptive Regression Splines**, *The Annals of Statistics*, 19(1), PP. 1–67. <https://doi.org/10.1214/aos/1176347963>.
- Ghane-Ameleh, S., Khosravi, M., Saberi-Pirooz, R., Ebrahimi, E., Aghbolaghi, M.A. & Ahmadzadeh, F., 2021, **Mid-Pleistocene Transition as a Trigger for Diversification in the Irano-Anatolian Region: Evidence Revealed by Phylogeography and Distribution Pattern of the Eastern Three-Lined Lizard**, *Global Ecology and Conservation*, 31(May), P. e01839. <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2021.e01839>.
- Ghayoumi, R., Ebrahimi, E., Hosseini Tayefeh, F. & Keshtkar, M., 2019, **Predicting the Effects Of Climate Change on the Distribution of Mangrove Forests in Iran Using the Maximum Entropy Model**, *Journal of RS and GIS for Natural Resources*, 10(2), PP. 34–47. (In Persian). <https://dorl.net/dor/http://dorl.net/dor/20.1001.1.26767082.1398.10.2.3.2>.
- Ghyoumi, R., Ebrahimi, E. & Mousavi, S.M., 2022, **Dynamics of Mangrove Forest Distribution Changes in Iran**, *Journal of Water and Climate Change*, 13(6), PP. 2479–2489. <https://doi.org/10.2166/wcc.2022.069>.
- Giovanelli, J.G., de Siqueira, M.F., Haddad, C.F. & Alexandrino, J., 2010, **Modeling a Spatially Restricted Distribution in the Neotropics: How the Size of Calibration Area Affects the Performance of Five presence-Only Methods**, *Ecological Modelling*, 221(2), PP. 215–224. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2009.10.009>.
- Gonçalves, J., Alves, P., Pôças, I., Marcos, B., Sousa-Silva, R., Lomba, Â. & Honrado, J.P., 2016, **Exploring the Spatiotemporal Dynamics of Habitat Suitability to Improve Conservation Management of a Vulnerable Plant Species**, *Biodiversity and Conservation*, 25(14), PP. 2867–2888. <https://doi.org/10.1007/s10531-016-1206-7>.
- Grant, C.C., Davidson, T., Funston, P.J. & Pienaar, D.J., 2002, **Challenges Faced in the Conservation of Rare Antelope: A Case Study on the Northern Basalt Plains of the Kruger National Park**, *Koedoe*, 45(2), PP. 45–66. <https://doi.org/10.4102/koedoe.v45i2.26>.
- Guisan, A. & Zimmermann, N.E., 2000, **Predictive Habitat Distribution Models in Ecology**, *Ecological Modelling*, 135(2–3), PP. 147–186. [https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(00\)00354-9](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(00)00354-9).
- Guisan, A., Tingley, R., Baumgartner, J.B., Naujokaitis-Lewis, I., Sutcliffe, P.R., Tulloch, A.I.T., Regan, T.J., Brotons, L., McDonald-Madden, E., Mantyka-Pringle, C., Martin, T.G., Rhodes, J.R., Maggini, R., Setterfield, S.A., Elith, J., Schwartz, M.W., Wintle, B.A., Broennimann, O., Austin, M., ... & Buckley, Y.M., 2013, **Predicting Species Distributions for Conservation Decisions**, *Ecology Letters*, 16(12), PP. 1424–1435. <https://doi.org/10.1111/ele.12189>.
- Guo, Q., 2005, **Development of Geospatial Techniques for Ecological Analysis: A Case Study of Sudden Oak Death in California**, *Doctoral Thesis*, University of California, Berkeley.
- Hao, Y. & Tian, C., 2019, **A Novel Two-Stage Forecasting Model Based on Error Factor**

- and Ensemble Method for Multi-Step Wind Power Forecasting**, Applied Energy, 238, PP. 368–383. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.01.063>.
- Harrington, R., Owen-Smith, N., Viljoen, P.C., Biggs, H.C., Mason, D.R. & Funston, P., 1999, **Establishing the Causes of the Roan Antelope Decline in the Kruger National Park, South Africa**, Biological Conservation, 90(1), PP. 69–78. [https://doi.org/10.1016/S0006-3207\(98\)00120-7](https://doi.org/10.1016/S0006-3207(98)00120-7).
- Hastie, T. & Tibshirani, R., 1990, **Generalized Additive Models**, Routledge. <https://doi.org/10.1201/9780203753781>.
- Hastie, T., Tibshirani, R. & Buja, A., 1994, **Flexible Discriminant Analysis by Optimal Scoring**, Journal of the American Statistical Association, 89(428). <https://doi.org/10.1080/01621459.1994.10476866>.
- Havemann, C.P., Retief, T.A., Tosh, C.A. & de Bruyn, P.J.N., 2016, **Roan Antelope (Hippotragus Equinus) in Africa: A Review of Abundance, Threats and Ecology**, Mammal Review, 46(2), PP. 144–158. <https://doi.org/10.1111/mam.12061>.
- Hijmans, R.J., Cameron, S.E., Parra, J.L., Jones, P.G. & Jarvis, A., 2005, **Very High Resolution Interpolated Climate Surfaces for Global Land Areas**, International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society, 25(15), PP. 1965–1978. <https://doi.org/10.1002/joc.1276>.
- Hijmans, R.J., Phillips, S., Leathwick, J. & Elith, J., 2023, **Package "dismo": Methods for Species Distribution Modeling, That Is, Predicting the Environmental Similarity of Any Site to That of the Locations of Known Occurrences of a Species**. <https://cran.r-project.org/web/packages/dismo/>.
- Hosseini Tayefeh, F., Izadian, M., Ashoori, A., Jolae, L. & Ebrahimi, E., 2021, **Trends of Waterbirds Population Changes in Fars Province Wetlands 1988-2018**, Environmental Sciences, 19(1), PP. 177–196. (In Persian). <https://doi.org/10.52547/envs.33047>.
- Ilanloo, S.S., Ebrahimi, E., Valizadegan, N., Ashrafi, S., Rezaei, H.R. & Yousefi, M., 2020, **Little Owl (Athene Noctua) around Human Settlements and Agricultural Lands: Conservation and Management Enlightenments**, Acta Ecologica Sinica, 40(5), PP. 347–352. <https://doi.org/10.1016/j.chnaes.2020.06.001>.
- Jetz, W., McGeoch, M.A., Guralnick, R., Ferrier, S., Beck, J., Costello, M.J., Fernandez, M., Geller, G.N., Keil, P., Merow, C., Meyer, C., Muller-Karger, F.E., Pereira, H.M., Regan, E.C., Schmeller, D.S. & Turak, E., 2019, **Essential Biodiversity Variables for Mapping and Monitoring Species Populations**, Nature Ecology and Evolution, 3(4), PP. 539–551. <https://doi.org/10.1038/s41559-019-0826-1>.
- Kimanzi, J.K. & Wanyingi, J.N., 2014, **The Declining Endangered Roan Antelope Population in Kenya: What Is the Way Forward?**, Conference Papers in Science, 2014, PP. 1–6. <https://doi.org/10.1155/2014/908628>.
- Kimathi, E., Tonnang, H.E., Subramanian, S., Cressman, K., Abdel-Rahman, E.M., Tesfayohannes, M., ... & Kelemu, S., 2020, **Prediction of Breeding Regions for the Desert Locust Schistocerca Gregaria in East Africa**, Scientific Reports, 10(1), P. 11937. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-68895-2>.
- Kissling, W.D., Ahumada, J.A., Bowser, A., Fernandez, M., Fernández, N., García, E.A., Guralnick, R.P., Isaac, N.J.B., Kelling, S., Los, W., McRae, L., Mihoub, J.B., Obst, M., Santamaria, M., Skidmore, A.K., Williams, K.J., Agosti, D., Amariles, D., Arvanitidis, C., ... & Hardisty, A.R., 2018, **Building Essential Biodiversity Variables (EBVs) of Species Distribution and Abundance at a Global Scale**, Biological Reviews, 93(1), PP. 600–625. <https://doi.org/10.1111/brv.12359>.
- Liu, Z., Peng, C., Work, T., Candau, J.-N., Desrochers, A. & Kneeshaw, D., 2018, **Application of Machine-Learning Methods in Forest Ecology**, Reviews, 26(4), PP. 339–350. <https://doi.org/10.2307/90026557>.

- Martin, R.B., 2003, **Species Report for Roan Hippotragus Equinus, Sable Hippotragus Niger and Tsessebe Damaliscus Lunatus**, Ministry of Environment and Tourism, Windhoek, Namibia.
<http://www.rarespecies.org.na/library/species-reports.htm>.
- McShea, W.J., 2014, **What Are the Roles of Species Distribution Models in Conservation Planning?**, *Environmental Conservation*, 41(2), PP. 93–96. <https://doi.org/10.1017/S0376892913000581>.
- Mohammadi, S., Ebrahimi, E., Shahriari Moghadam, M. & Bosso, L., 2019, **Modelling Current and Future Potential Distributions of Two Desert Jerboas under Climate Change in Iran**, *Ecological Informatics*, 52, PP. 7–13. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2019.04.003>.
- Naimi, B., 2022, **Package "usdm": Uncertainty Analysis for Species Distribution Models**, CRAN. <https://cran.r-project.org/web/packages/usdm/>.
- Naimi, B. & Araújo, M.B., 2016, **Sdm: A Reproducible and Extensible R Platform for Species Distribution Modelling**, *Ecography*, 39(4), P. 368–375. <https://doi.org/10.1111/ecog.01881>.
- Naimi, B. & Araújo, M.B., 2022, **Package "sdm": Species Distribution Modelling**, CRAN. <https://doi.org/10.1111/ecog.01881>.
- Naimi, B., Hamm, N.A.S., Groen, T.A., Skidmore, A.K. & Toxopeus, A.G., 2014, **Where is Positional Uncertainty a Problem for Species Distribution Modelling?**, *Ecography*, 37(2), PP. 191–203. <https://doi.org/10.1111/J.1600-0587.2013.00205.X>.
- Naimi, B., Capinha, C., Ribeiro, J., Rahbek, C., Strubbe, D., Reino, L. & Araújo, M.B., 2022, **Potential for Invasion of Traded Birds under Climate and Land-Cover Change**, *Global Change Biology*, 28(19), PP. 5654–5666. <https://doi.org/10.1111/gcb.16310>.
- Phillips, S.B., Aneja, V.P., Kang, D. & Arya, S.P., 2006, **Maximum Entropy Modeling of Species Geographic Distributions**, *International Journal of Global Environmental Issues*, 6(2–3), PP. 231–252. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2005.03.026>.
- Pichler, M. & Hartig, F., 2023, **Machine Learning and Deep Learning—A Review for Ecologists**, In *Methods in Ecology and Evolution*, 14(4), PP. 994–1016. British Ecological Society. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.14061>.
- Pohlert, T., Pohlert, M.T. & Kendall, S., 2016, **Package "Trend": Non-Parametric Trend Tests and Change-point Detection**, CRAN. <https://cran.r-project.org/web/packages/trend/>.
- Reichstein, M., Camps-Valls, G., Stevens, B., Jung, M., Denzler, J., Carvalhais, N. & Prabhat, 2019, **Deep Learning and Process Understanding for Data-Driven Earth System Science**, *Nature*, 566(7743), PP. 195–204. <https://doi.org/10.1038/s41586-019-0912-1>.
- Reiss, H., Cunze, S., König, K., Neumann, H. & Kröncke, I., 2011, **Species Distribution Modelling of Marine Benthos: A North Sea Case Study**, *Marine Ecology Progress Series*, 442, PP. 71–86. <https://doi.org/10.3354/meps09391>.
- Reside, A.E., Vanderwal, J.J., Kutt, A.S. & Perkins, G.C., 2010, **Weather, Not Climate, Defines Distributions of Vagile Bird Species**, *PLoS ONE*, 5(10). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0013569>.
- Scherrer, D., D'Amen, M., Fernandes, R.F., Mateo, R.G. & Guisan, A., 2018, **How to Best Threshold and Validate Stacked Species Assemblages? Community Optimisation Might Hold the Answer**, *Methods in Ecology and Evolution*, 9(10), PP. 2155–2166. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13041>.
- Schliep, E.M., Gelfand, A.E., Clark, J.S. & Kays, R., 2018, **Joint Temporal Point Pattern Models for Proximate Species Occurrence in a Fixed Area Using Camera Trap Data**, *Journal of Agricultural, Biological, and Environmental Statistics*, 23(3), PP. 334–357. <https://doi.org/10.1007/s13253-018-0327-8>.
- Segurado, P. & Araújo, M.B., 2004, **An Evaluation of Methods for Modelling Species**

- Distributions**, Journal of Biogeography, 31(10), PP. 1555–1568. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2699.2004.01076.x>.
- Sheykhi Ilanloo, S., Khani, A., Kafash, A., Valizadegan, N., Ashrafi, S., Loercher, F., Ebrahimi, E. & Yousefi, M., 2021, **Applying Opportunistic Observations to Model Current and Future Suitability of the Kopet Dag Mountains for a Near Threatened Avian Scavenger**, Avian Biology Research, 14(1), PP. 18–26. <https://doi.org/10.1177/1758155920962750>.
- Smith, A.B. & Santos, M.J., 2020, **Testing the Ability of Species Distribution Models to Infer Variable Importance**, Ecography, 43(12), PP. 1801–1813. <https://doi.org/10.1111/ecog.05317>.
- Smith, R.L. & Lusseau, D., 2022, **Modelling Habitat Suitability for a Potential Flagship Species, the Hooded Capuchin, of the Paraguayan Upper Paraná Atlantic Forest**, Ecological Solutions and Evidence, 3(3), PP. 1–13. <https://doi.org/10.1002/2688-8319.12146>.
- Tittensor, D.P., Walpole, M., Hill, S.L.L., Boyce, D.G., Britten, G.L., Burgess, N.D., Butchart, S.H.M., Leadley, P.W., Regan, E.C., Alkemade, R., Baumung, R., Bellard, C., Bouwman, L., Bowles-newark, N.J., Chenery, A. M. & Cheung, W.W.L., 2014, **A Mid-Term Analysis of Progress toward International Biodiversity Targets**, Science, 346(6206), PP. 241–244. <https://doi.org/10.1126/science.1257484>.
- Valkenborg, D., Rousseau, A.J., Geubbeldmans, M. & Burzykowski, T., 2023, **Support Vector Machines**, American Journal of Orthodontics and Dentofacial Orthopedics, 164(5), PP. 754–757. <https://doi.org/10.1016/j.ajodo.2023.08.003>.
- Van Rooyen, J., 2009, **Habitat and Seasonal Effects on the Nutrient Status of Selected Roan (*Hippotragus Equinus*) and Sable Antelope (*Hippotragus Niger*) Populations in South Africa**, Master Thesis, University of Pretoria, (South Africa).
- Villero, D., Pla, M., Camps, D., Ruiz-Olmo, J. & Brotons, L., 2017, **Integrating Species Distribution Modelling into Decision-Making to Inform Conservation Actions**, Biodiversity and Conservation, 26(2), PP. 251–271. <https://doi.org/10.1007/s10531-016-1243-2>.
- Waltert, M., Meyer, B. & Kiffner, C., 2009, **Habitat Availability, Hunting or Poaching: What Affects Distribution and Density of Large Mammals in Western Tanzanian Woodlands?**, African Journal of Ecology, 47(4), PP. 737–746. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2028.2009.01080.x>.
- Wieringa, J.G., Carstens, B.C. & Gibbs, H.L., 2021, **Predicting Migration Routes for Three Species of Migratory Bats Using Species Distribution Models**, PeerJ, 9, P. e11177. <https://doi.org/10.1111/jav.01476>.
- Williams, H.M., Willemoes, M. & Thorup, K., 2017, **A Temporally Explicit Species Distribution Model for a Long Distance Avian Migrant, the Common Cuckoo**, Journal of Avian Biology, 48(12), PP. 1624–1636.
- Zizka, A., Silvestro, D., Andermann, T., Azevedo, J., Duarte Ritter, C., Edler, D., Farooq, H., Herdean, A., Ariza, M., Scharn, R., Svantesson, S., Wengström, N., Zizka, V. & Antonelli, A., 2019, **CoordinateCleaner: Standardized Cleaning of Occurrence Records from Biological Collection Databases**, Methods in Ecology and Evolution, 10(5), P. 744–751. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13152>.
- Zurell, D., Franklin, J., König, C., Bouchet, P.J., Dormann, C.F., Elith, J., Fandos, G., Feng, X., Guillera-Arroita, G., Guisan, A., Lahoz-Monfort, J.J., Leitão, P.J., Park, D.S., Peterson, A.T., Rapacciuolo, G., Schmatz, D.R., Schröder, B., Serra-Diaz, J.M., Thuiller, W. & Merow, C., 2020, **A Standard Protocol for Reporting Species Distribution Models**, Ecography, 43(9), PP. 1261–1277. <https://doi.org/10.1111/ecog.04960>.
- Zurell, D., Zimmermann, N.E. & Brun, P., 2024, **The Niche through Time: Considering Phenology and Demographic Stages in Plant Distribution Models**, Journal of Ecology. <https://doi.org/10.1111/1365-2745.14361>.

This Page is Intentionally Left Blank