



Golestan University



Journal of the Climate Change Research

Scientific Journal of Golestan University
Vol. 5, No. 19, Autumn 2024



Deep Learning-Based Modeling of Amphibian Spatial Distribution for Assessing the Effectiveness of Protected Areas

Elham Ebrahimi¹, Farahm Ahmadzadeh^{1*}, Asghar Abdoli¹, Babak Naimi²

¹Department of Biodiversity and Ecosystem Management, Environmental Sciences Research Institute, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran, Email: f_ahmadzade@sbu.ac.ir

²Quantitative Biodiversity Dynamics (QBD), Department of Biology, University of Utrecht, The Netherlands

Article Info

Article type:
Research Full Paper

Article history:
Received:
Accepted:

Keywords:
Gap analysis
Deep Learning
Weighted Species Richness
Fuzzy Approach
Protected Areas
Amphibians

ABSTRACT

The gap analysis based on species distribution modeling (SDMs) is a essential tool for evaluating the performance of Protected Areas and identifying conservation gaps. Improving the accuracy and reliability of SDMs can significantly aid in implementing strategies under the Global Biodiversity Framework. This study aimed to enhance gap analysis methods through deep learning-based modeling and to overcome some limitations of traditional gap analysis approaches by using a fuzzy approach to calculate habitat suitability, ultimately assessing the efficacy of gap analysis in identifying conservation gaps. The study employed the CNN-SDM deep learning-based method to identify complex relationships between species' spatial distributions and environmental conditions. WorldClim data and records of 45 amphibian species from the GBIF in Southwest Asia were used to calibrate the model. After generating habitat suitability maps, species were weighted according to their threat levels in the IUCN Red List, creating a weighted species richness map. To address the limitations of binary data, a fuzzy approach was used to represent habitat quality on a continuous scale from 0 to 1. Future predictions were made using the SSP126 and SSP585 climatic scenarios for the years 2060 and 2100. The comparison of weighted species richness maps and stacked richness revealed that 43% of threatened amphibian habitats were overlooked by the stack binary method. Results confirmed that under the worst climate scenario, while 85% of suitable habitats remain within protected areas, the average pixel value of habitat suitability within these areas significantly decreases, with fuzzy habitat suitability declining for 97% of the species. The CNN-SDM model demonstrated high accuracy, with an AUC of 0.94 and a TSS of 0.89. This study highlights the need for enhancing gap analysis methods and addressing the limitations of traditional approaches.

Cite this article: Ebrahimi, E., Ahmadzadeh, F., Abdoli, A., Naimi, B. (2024). Deep Learning-Based Modeling of Amphibian Spatial Distribution for Assessing the Effectiveness of Protected Areas. *Journal of the Climate Change Research*, 5 (19), 75-96.



©The author(s)

Publisher: Golestan University

Doi: 10.30488/CCR.2024.469810.1232



مدل‌سازی مبتنی بر یادگیری عمیق توزیع مکانی دوزیستان برای ارزیابی اثر بخشی مناطق تحت حفاظت

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

^۱ گروه تنوع زیستی و مدیریت اکوسیستم، پژوهشکده علوم محیطی، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران، رایانامه: f_ahmadzade@sbu.ac.ir

^۲ گروه پویایی کمی تنوع زیستی، دانشکده زیست‌شناسی، دانشگاه اوتراخت، هلند

اطلاعات مقاله	چکیده
<p>نوع مقاله: مقاله کامل علمی</p> <p>تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۵/۵ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۶/۱۹</p> <p>واژه‌های کلیدی: آنالیز گپ یادگیری عمیق غناهای گونه‌ای وزنی روش فازی مناطق تحت حفاظت دوزیستان</p>	<p>آنالیز گپ مبتنی بر مدل‌سازی توزیع گونه‌های (SDMs)، ابزاری کلیدی برای ارزیابی عملکرد مناطق تحت حفاظت و شناسایی گپ‌های حفاظتی است. بنابراین بهبود دقت و اعتبار SDMs می‌تواند به تحقق استراتژی‌های چارچوب جهانی حفاظت از تنوع زیستی کمک کند. هدف از این مطالعه، ارتقاء روش‌های آنالیز گپ با استفاده از مدل‌سازی برپایه هوش مصنوعی با استفاده از یادگیری عمیق و رفع برخی از محدودیت‌های روش‌های سنتی مدل‌سازی در آنالیز گپ با استفاده از رویکرد فازی در محاسبه درجه مطلوبیت زیستگاه و نهایتاً ارزیابی کارایی آنالیز گپ در شناسایی گپ‌های حفاظتی می‌باشد. لذا از روش CNN-SDM، مبتنی بر یادگیری عمیق، برای شناسایی روابط پیچیده بین توزیع مکانی گونه‌ها و شرایط محیطی استفاده شد. داده‌های اقلیمی WorldClim و حضور ۴۵ گونه دوزیست در جنوب غرب آسیا از پایگاه GBIF برای کالیبره کردن مدل استفاده شد. پس از تولید نقشه مطلوبیت زیستگاهی، گونه‌ها براساس درجه تهدید در فهرست سرخ IUCN وزن‌دهی شدند و نقشه غنای گونه‌ای وزنی ایجاد شد. برای رفع محدودیت‌های داده‌های باینری، از مقیاس‌گذاری فازی استفاده شد که تغییرات کیفیت زیستگاه را پیوسته در بازه‌ای بین ۰ و ۱ نمایش می‌دهد. برای پیش‌بینی آینده، سناریوهای اقلیمی SSP126 و SSP585 برای سال‌های ۲۰۶۰ و ۲۱۰۰ بررسی شدند. مقایسه نقشه‌های غنای گونه‌ای وزنی و رویهم‌گذاری مرسوم نشان داد که ۴۳٪ از زیستگاه‌های دوزیستان در معرض تهدید در روش رویهم‌گذاری نادیده گرفته می‌شود. نتایج تایید کرد در بدترین سناریو اقلیمی، اگرچه ۸۵٪ از زیستگاه‌های مطلوب در مناطق تحت حفاظت حفظ می‌شود اما میانگین ارزش پیکسل‌های مطلوب در این مناطق به‌طور معناداری کاهش می‌یابد بطوریکه مطلوبیت زیستگاهی فازی برای ۹۷٪ از گونه‌ها کاهش خواهد یافت. مدل CNN-SDM نشان داد با AUC برابر با ۰/۹۴ و TSS برابر با ۰/۸۹ دقت بالایی در پیش‌بینی توزیع گونه‌ها دارد. این مطالعه تأکید بر ارتقاء روش‌های آنالیز گپ و رفع محدودیت‌های روش‌های سنتی دارد.</p>

استناد: ابراهیمی، الهام؛ احمدزاده، فراهم؛ عبدلی، اصغر؛ نعیمی، بابک. (۱۴۰۳). مدل‌سازی مبتنی بر یادگیری عمیق توزیع مکانی دوزیستان برای ارزیابی اثر بخشی مناطق تحت حفاظت. نشریه پژوهش‌های تغییرات آب و هوایی، ۵ (۱۹)، ۷۵-۹۶.



مقدمه

کاهش تنوع زیستی جهانی به یکی از بحرانی‌ترین مسائل محیط‌زیستی عصر حاضر تبدیل شده است (CBD, 2020) و ادامه این روند ممکن است منجر به از دست رفتن نیمی از گونه‌های زمین شود (Hughes, 2023). تلاش‌های حفاظتی برای معکوس کردن این روند تاکنون به‌طور عمده ناموفق بوده‌اند (Tittensor et al., 2014) و گزارش‌های اخیر هشدار داده‌اند که سرعت کاهش تنوع زیستی به‌طور فزاینده‌ای افزایش خواهد یافت (CBD, 2020). یکی از عوامل اصلی این کاهش، تأثیرات تغییرات اقلیمی بر توزیع، فراوانی و بوم‌شناسی گونه‌ها است (Thomas et al., 2004). بنابراین، اقدام فوری و هوشمندانه از سوی مقامات و سازمان‌های جهانی برای تغییر روند نزولی تنوع زیستی ضروری است (CBD, 2020). در این راستا، تأسیس و گسترش مناطق تحت حفاظت به عنوان یک راهکار اساسی برای حفاظت از تنوع زیستی و کاهش اثرات تغییرات اقلیمی جهانی محسوب می‌شود و نقش حیاتی در برنامه‌های استراتژیک ایفا می‌کند (Araújo et al., 2011; Dudley et al., 2013). به همین منظور، اهداف بین‌المللی، ملی و دولتی تعیین شده‌اند که شامل حفاظت از ۳۰ درصد از زیستگاه‌های خشکی جهان تا سال ۲۰۳۰ و ۵۰ درصد از آن تا سال ۲۰۵۰ می‌شود (Dziba et al., 2019). در شرایط تغییرات گسترده جهانی، به دلیل توزیع مجدد گونه‌ها، حتی مناطق تحت حفاظتی که در حال حاضر عملکرد مؤثری دارند ممکن است در آینده نتوانند با تغییرات دینامیک و غیرمتقارن اقلیمی سازگار شوند (Hoffmann et al., 2019). بنابراین، زیست‌شناسان حفاظتی باید گپ‌های مناطق تحت حفاظت را شناسایی کرده و استراتژی‌هایی برای جلوگیری یا کاهش از دست دادن تنوع زیستی در آینده توسعه دهند (عزیزی جلیلیان و همکاران، ۱۴۰۲).

در میان ابزارهای متنوع برای شناسایی گپ‌های مناطق تحت حفاظت (Margules and Pressey, 2000)، آنالیز گپ^۱ به‌طور موفقیت‌آمیز در برنامه‌ریزی

حفاظتی به کار رفته است (Catullo et al., 2008). این روش به عنوان یکی از ابزارهای کلیدی برای سنجش تحقق اهداف حفاظتی و شناسایی مناطق جدیدی که نیاز به حفاظت بیشتر دارند، شناخته می‌شود (Scott et al., 2001). آنالیز گپ به‌ویژه در برنامه‌ریزی مکانی برای گسترش مناطق تحت حفاظت و مواجهه با چالش‌های کاهش تنوع زیستی جهانی اهمیت دارد (Scott, 1993; Rodrigues et al., 2004; Araújo et al., 2007). مطالعات اولیه آنالیز گپ به‌طور جهانی با پژوهش Scott و همکاران (1993) آغاز شد که مفهوم آنالیز گپ را توسعه دادند. آن‌ها نقشه‌های توزیع گونه‌ها و زیستگاه‌ها را در سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی (GIS) با نقشه‌های مناطق تحت حفاظت هم‌پوشانی دادند تا گپ‌های مناطق تحت حفاظت را ارزیابی کنند. Rodrigues و همکاران (2004) با استفاده از این همپوشانی، گپ‌های حفاظتی را شناسایی کردند و بر اساس اندازه محدود پراکنش گونه‌ها، اهداف نمایندگی متفاوتی تعیین کردند. آن‌ها همچنین با شناسایی و ارزیابی مناطقی که تحت حفاظت نیستند، به اولویت‌بندی برای گسترش شبکه جهانی حفاظت پرداختند و نشان دادند که بخش قابل توجهی از تنوع زیستی جهانی هنوز تحت پوشش حفاظتی کافی نیست. Araújo و همکاران (2007) به بررسی گپ‌های حفاظتی در شبه‌جزیره ایبری پرداختند. آن‌ها موقعیت گونه‌ها را بر روی نقشه به سلول‌های شبکه‌ای تقسیم کرده و مناطق تحت حفاظت را به این سلول‌ها تخصیص دادند تا میزان پوشش گونه‌ها را ارزیابی کنند. این مطالعه با مقایسه نتایج تخصیص تصادفی با یک مدل، اثربخشی مناطق تحت حفاظت را سنجید و نشان داد که در برخی موارد این مناطق بهتر از انتخاب تصادفی عمل کرده‌اند، در حالی که در موارد دیگر تفاوتی با انتخاب تصادفی نداشته‌اند. این روش به شناسایی نقاط ضعف در حفاظت از تنوع زیستی کمک کرد.

آنالیز گپ معمولاً با استفاده از داده‌های حضور گونه‌ها به عنوان واحد اصلی تجزیه و تحلیل انجام

مناطق ضروری است. Karimi و همکاران (2023) برای شناسایی گپ‌های حفاظتی و افزایش پوشش مناطق تحت حفاظت طبق اهداف جهانی، پوشش گونه‌های مهره‌دار تهدیدشده با مناطق تحت حفاظت ایران را بررسی کردند. آن‌ها با استفاده از نقشه‌های SDMs و ابزار Zonation، چهار روش وزن‌دهی مختلف را تحلیل کردند: وزن‌دهی برابر به گونه‌ها، وزن‌دهی بر اساس ویژگی‌های پراکنش، جانشین‌های زیستگاه مهم، و هزینه فرصت بر اساس سطوح شهرنشینی. سپس بررسی کردند که مناطق تحت حفاظت موجود چقدر از اولویت‌های حفاظتی را پوشش می‌دهند و چگونه اولویت‌های جدید می‌توانند شبکه حفاظتی ایران را تکمیل کنند. یافته‌ها نشان داد که نواحی بوم‌زیستی شمال، شمال‌غرب و غرب کشور در تمامی سناریوها اهمیت بالایی داشته و بهترین مکان‌ها برای افزایش پوشش مناطق تحت حفاظت هستند.

یادگیری ماشینی به‌عنوان پرکاربردترین روش‌های موجود برای SDMs برای پیش‌بینی توزیع گونه‌ها و توزیع مجدد آن‌ها شناخته شده است (Harris et al., 2018). با این حال، مطالعات اخیر نشان داده که شاخه پیشرفته‌تر آن، یادگیری عمیق، اهمیت فزاینده‌ای در مطالعات پیش‌بینی توزیع تنوع زیستی یافته است (Brun et al., 2023). استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق، با بهره‌گیری از لایه‌های متعدد و میلیون‌ها نورون، امکان تحلیل دقیق‌تر روابط پیچیده بین متغیرهای محیطی و توزیع گونه‌ها را فراهم آورده است (Brun et al., 2023; Harris et al., 2018). این تکنولوژی نه تنها دقت مدل‌ها را بهبود بخشیده، بلکه درک ما از پیچیدگی‌های آشیان بوم‌شناختی گونه را نیز عمیق‌تر کرده است و امکانات جدیدی را برای بررسی تأثیرات محیطی بر روی گونه‌ها ارائه می‌دهد (Brun et al., 2023). مزایای کلیدی یادگیری عمیق این است که امکان تعریف ساختار پیچیده آشیان بوم‌شناختی بر اساس عوامل محیطی متعدد را بوجود می‌آورد و توانایی یادگیری ویژگی‌های آشیان بوم‌شناختی مشترک برای تعداد زیادی از گونه‌ها و درک فرآیندهای بوم‌شناختی رایج بین آن‌ها را برای

می‌شود (Araújo et al., 2007)، در مواردی که چنین داده‌هایی محدود هستند، پیش‌بینی‌های مدل‌های توزیع گونه‌ای (SDMs) می‌توانند به کار گرفته شوند (Guisan and Thuiller, 2005). با مقایسه پیش‌بینی‌های توزیع گونه‌ها با ساختار جغرافیایی مناطق تحت حفاظت، برنامه‌ریزان قادرند گپ‌هایی را شناسایی کنند که در آن‌ها گونه‌های مهم یا اکوسیستم‌ها به‌طور کافی محافظت نمی‌شوند (Gorenflo and Brandon, 2006). همچنین، توسعه SDMs برای پیش‌بینی تأثیر تغییرات اقلیمی آینده بر توزیع گونه‌ها اهمیت دارد و می‌تواند به ارزیابی مؤثریت آینده مناطق تحت حفاظت در مواجهه با سناریوهای تغییرات اقلیمی کمک کند (Araújo et al., 2011). مطالعات متعددی با استفاده از SDMs به آنالیز گپ پرداخته‌اند. Huang و همکاران (2020) کارایی مناطق تحت حفاظت در چین را با استفاده از آنالیز گپ ارزیابی کردند. آن‌ها ابتدا SDMs را برای پیش‌بینی زیستگاه‌های مناسب گونه‌های در معرض خطر به کار بردند و سپس این نتایج را با داده‌های پوشش و کاربری زمین (LULC) همپوشانی دادند تا زیستگاه‌های نامناسب را حذف کنند. سپس استفاده از مدل InVEST، این نتایج را با مرزهای مناطق تحت حفاظت مقایسه کردند و مناطق تحت حفاظت ناکارآمد و اولویت‌های جدید برای حفاظت را شناسایی کردند. این مطالعه به شناسایی سه سطح اولویت حفاظتی منجر شد و مناطق کلیدی برای حفاظت را تعیین کرد. Farashi و Shariati (2017) گپ‌های حفاظتی در مناطق داغ تنوع زیستی ایران را بررسی کردند و با استفاده از SDMs، زیستگاه‌های مناسب برای گونه‌های تهدیدشده پستانداران، پرندگان، و خزندگان را شناسایی کردند. نتایج نشان داد که ۲۴ درصد از مساحت ایران به‌عنوان مناطق داغ تنوع زیستی شناسایی می‌شود، اما تنها ۱۰ درصد از این مناطق تحت حفاظت قرار دارند. این مناطق عمدتاً در شمال ایران و در امتداد رشته‌کوه‌های البرز و زاگرس واقع شده‌اند. این مطالعه تأکید کرد که گسترش مناطق تحت حفاظت و ایجاد شبکه‌های حفاظتی مؤثر در این

آینده نیز ثابت خواهد ماند. Chen و همکاران (2016) با استفاده از SDMs، اثرات تغییرات اقلیمی بر تنوع دوزیستان در چین را بررسی کردند و پیش‌بینی کردند که مناطق تحت حفاظت فعلی در آینده تنوع دوزیستان را حفظ خواهند کرد. همچنین، Zhu و همکاران (2021) پوشش کنونی و آینده دامنه‌های بالقوه گونه‌ها در ایالات متحده را تحلیل کردند و نشان دادند که ۸۳ درصد از دوزیستان کمتر از ۱۵ درصد از دامنه‌های فعلی خود را در مناطق تحت حفاظت دارند و مناطق جدیدی با تنوع بالا برای حفاظت شناسایی کردند. با این حال، آسیای جنوب غربی (خاورمیانه) در معرض خطرات شدید تغییرات اقلیمی قرار دارد، که به‌ویژه با توجه به پیش‌بینی‌های گرمایش فوق‌العاده و خشکی فزاینده در دهه‌های آینده، شرایط را پیچیده‌تر می‌کند (Lelieveld et al., 2012). این بحران در این منطقه به دلیل محدودیت‌های مالی و کمبود داده‌های علمی در کشورهای در حال توسعه، وضعیت را دشوارتر می‌سازد (Titley et al., 2017). بنابراین، آنالیز گپ مناطق تحت حفاظت دوزیستان، این گروه جانوری به شدت در معرض تهدید تغییرات اقلیمی در این منطقه مورد توجه قرار گیرد تا راهکارهای مؤثرتری برای حفاظت از این گروه جانوری ارائه شود.

در این مطالعه، مدل‌سازی توزیع گونه‌ای بر اساس روش یادگیری عمیق ماشینی کانولوشن (CNN-SDM) برای پیش‌بینی الگوی مکانی توزیع ۴۵ گونه دوزیستان در قالب مدل‌سازی چندگونه‌ای^۵ بر اساس شرایط اقلیمی حال حاضر صورت گرفته و از مدل‌ها برای پیش‌بینی وضعیت توزیع گونه‌ها در آینده بر اساس شرایط اقلیمی سال‌های ۲۰۶۰ و ۲۱۰۰ تحت دو سناریوی اقلیمی SSP 126 و SSP 585 و برای کاهش عدم قطعیت، از میانگین هشت مدل اقلیمی جهانی^۶ (GCM) استفاده شد. همچنین با بکارگیری روش نوین مقیاس‌بندی مجدد پیش‌بینی‌های حاصل شده از SDMs در قالب رویکرد فازی، اصلاح روش آنالیز گپ بر اساس استفاده از اعداد فازی درجه

بهبود پیش‌بینی SDMs دارد. یک نوع خاص از شبکه‌های عصبی یادگیری عمیق، به نام شبکه‌های عصبی کانولوشنی^۱ (CNN)، به تازگی برای مدل‌های توزیع گونه‌ای پیشنهاد شده است (Deneu et al., 2021). برخلاف رویکردهای قبلی، CNNها بر تنسورهای^۲ محیطی مکانی استوار هستند و نه صرفاً بر مقادیر محلی عوامل محیطی. این تنسورها، ساختار مکانی عوامل محیطی را در اطراف هر نقطه حضور گونه کمی کرده و به این ترتیب، CNNها می‌توانند الگوهای فضایی پیچیده^۳ را در مقیاس‌های چندگانه ثبت کنند. مطالعات نشان داده‌اند که CNN-SDMها می‌توانند عملکرد پیش‌بینی را در SDMs نسبت به مدل‌های نقطه‌ای (مدل‌هایی که از بردارهای نقطه‌ای داده‌های محیطی به جای تنسورها استفاده می‌کنند) بهبود بخشند (Deneu et al., 2021). با توجه به نقش SDMs در آنالیز گپ می‌توان ادعان داشت که احتمالاً بکارگیری روش‌های نوین مانند CNN-SDMها در آنالیزهای گپ می‌تواند در بهبود عملکرد آنها و در نهایت ارتقاء برنامه‌ریزی حفاظتی منجر شود.

تغییرات اقلیمی و تأثیر آن بر دوزیستان، تهدیدی جدی‌تر نسبت بر سایر گروه‌های مهره‌داران است (Hof et al., 2011). دوزیستان در گروه حیوانات گرم‌خا^۴ قرار دارند که فرآیندهای بیولوژیکی و اکولوژیکی آنها تا حد زیادی به دما محیط بستگی دارد و تغییرات اقلیم اثرات شدیدتری بر این گروه می‌گذارد بطوری که امروزه ۴۲ درصد از آنها در معرض تهدید قرار دارند (IUCN, 2021) علاوه بر این، اغلب این گروه جانوری در سیاست‌های انتخاب مناطق تحت حفاظت نادیده گرفته می‌شوند و تمرکز اصلی بر زیستگاه‌های مهره‌داران بزرگ‌جثه است (Maxwell et al., 2020). نمونه‌هایی از مطالعات جهانی در زمینه آنالیز گپ مناطق تحت حفاظت دوزیستان شامل تحقیق Mi و همکاران (2023) است که نشان داد ۹۱ درصد از گونه‌های خزندگان و دوزیستان در مناطق تحت حفاظت پراکنده‌اند و این نسبت تحت تغییرات اقلیمی

4. Ectothermic Animals
5. Multi Species
6. General Circulation Model

1. Convolutional Neural Network
2. Tensors
3. Complex Spatial Patterns

کشورها دارای بیشترین تنوع زیستی هستند، اما منابع کمتری را به تحقیقات و حفاظت از این تنوع زیستی اختصاص می‌دهند (Silva et al., 2020). این کمبود منابع می‌تواند تهدیدی جدی برای بقای گونه‌های مختلف و اکوسیستم‌های موجود در این منطقه باشد. بنابراین، ارزیابی وضعیت کنونی و روندهای آینده تنوع زیستی در این منطقه از اهمیت بالایی برخوردار است. شکل ۱ محدوده منطقه مورد مطالعه در این پژوهش را نشان می‌دهد.

داده‌های تنوع زیستی: برای ایجاد یک مجموعه داده از نقاط حضور دوزیستان در جنوب غربی آسیا، ابتدا، سوابق حضور گونه‌ها از پایگاه‌های اطلاعاتی تنوع زیستی GBIF جمع‌آوری شد. برای اعتبارسنجی سوابق حضور، یک فرآیند اعتبارسنجی جامع شامل چندین مرحله انجام شد. ابتدا، رکوردهای حضور گونه‌ها که خارج از محدوده‌های پلی‌گن‌های ارائه شده در منابع معتبر مانند ^۶MOL و ^۷IUC بودند، شناسایی و حذف شدند. سپس، از بسته *Coordinate Cleaner* در محیط R برای شناسایی و حذف خودکار هرگونه داده نادرست، سوابق تکراری یا ناسازگار در سوابق حضور استفاده شد (Zizka et al., 2019). علاوه بر این، برای به حداقل رساندن تعصب نمونه‌گیری، از بسته *sp* در *Thin* نرم‌افزار R برای فیلتر کردن نقاط حضور در یک سلول شبکه‌ای ۱ کیلومتر × ۱ کیلومتر استفاده شد (Aiello-Lammens et al., 2015). برای دوزیستانی که در منطقه مورد مطالعه زیست می‌کنند، وجود حداقل ۳۰ نقطه حضور به‌عنوان معیار در نظر گرفته شد که در مجموع، ۴۵ گونه دوزیست این شرط را برآورده کردند و در این مطالعه مورد بررسی قرار گرفتند. نقاط حضور برای این گونه‌ها مجموعاً شامل ۲۷۸۱ نقطه شد. (اسامی گونه‌ها و وضعیت حفاظتی هر کدام در فهرست سرخ IUCN در جدول ۱ ارائه شده است). همچنین در این مطالعه، اطلاعات مربوط به محدوده‌های مناطق تحت حفاظت از پایگاه داده

مطلوبیت زیستگاه به‌جای روش معمول باینری صورت پذیرفته است. روش فازی معرفی شده در این مقاله امکان بررسی تغییرات کیفیت زیستگاه‌های مطلوب را در طول زمان فراهم می‌سازد بنابراین امکان شناسایی مناطق مناسب برای ارتقاء عملکرد مناطق تحت حفاظت توسط آنالیز گپ به شکل موثرتری نسبت به روش سنتی ایجاد شده است. علاوه بر این، در مطالعه حاضر فرایند ارزیابی غنای گونه‌ای بر اساس وزن‌دهی به گونه‌ها بر حسب طبقه و جایگاه آن‌ها در فهرست سرخ IUCN صورت پذیرفته است. در نهایت با استفاده از دو شاخص مساحت مناطق مطلوب زیستگاهی در درون مناطق تحت حفاظت^۱ (PAW) که بر اساس رویکرد باینری معمول محاسبه شد و شاخص میانگین مقادیر ارزش پیکسل‌های مطلوب زیستگاهی در مناطق تحت حفاظت^۲ (MSW) که براساس رویکرد فازی محاسبه شد، روند تغییرات و همچنین کارایی مناطق تحت حفاظت برای دوزیستان تحت تغییرات اقلیمی بررسی و مقایسه گردید.

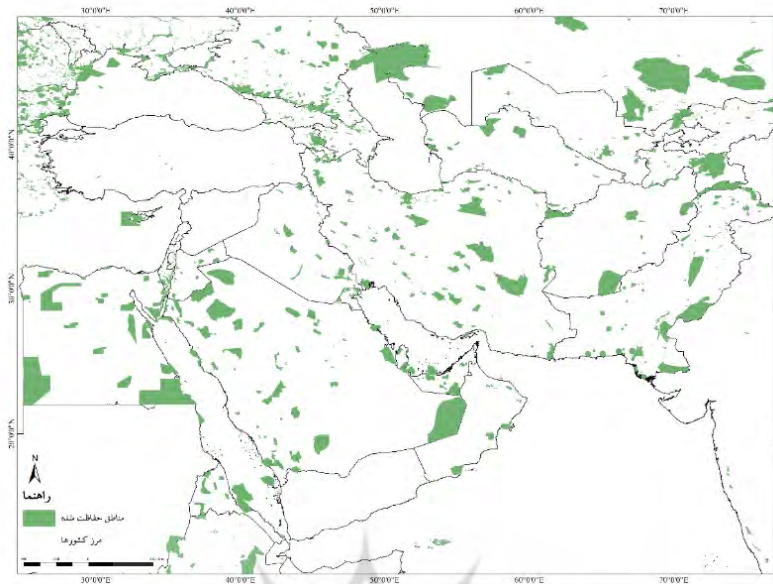
مواد و روش‌ها

محدوده و قلمرو پژوهش: در این پژوهش، منطقه جنوب غربی آسیا به‌عنوان منطقه مورد بررسی انتخاب شد. این منطقه به دلیل قرارگیری در ناحیه تلاقی سه منطقه جغرافیایی پالیارتیک^۳، صحرای-سندی^۴ و اورینتال^۵، دارای تنوع زیستی بالایی است و به‌عنوان یکی از مهم‌ترین کانون‌های تنوع زیستی جهان شناخته می‌شود (Holt et al., 2013). این موقعیت جغرافیایی خاص باعث شده است که این منطقه به عنوان یک منطقه انتقال تنوع زیستی حیاتی عمل کند و گونه‌های متنوعی از جانوران و گیاهان را در خود جای دهد اما از سوی دیگر، جنوب غربی آسیا به دلیل واقع شدن در میان کشورهای در حال توسعه، با چالش‌های متعددی در زمینه حفاظت از تنوع زیستی مواجه است (Silva et al., 2020). علیرغم اینکه این

5. Oriental
6. Map Of Life
7. International Union For Conservation Of Nature

1. Presence Area in WPA
2. Mean Suitability in suitable areas located in WPA
3. Palearctic
4. Saharo-Arabian

جهانی مناطق تحت حفاظت (WDPA) که جامع‌ترین پایگاه داده جهانی است، برداشت شد.



شکل ۱- محدوده منطقه مورد مطالعه در پژوهش

مربع) تا ۱۰ دقیقه (حدود ۳۴۰ کیلومتر مربع) متغیر است که در این مطالعه وضوح مکانی ۳۰ ثانیه مورد استفاده قرار گرفت. در ادامه برای پیش‌بینی شرایط اقلیمی آینده، از دو سناریوی مختلف شامل SSP126 (سناریوی خوشبینانه) و SSP585 (سناریوی بدبینانه) استفاده شد. این سناریوها شرایط اقلیمی آینده را برای دوره‌های زمانی مختلف پیش‌بینی می‌کنند که در این مطالعه دو دوره زمانی ۲۰۴۱-۲۰۶۰ (از این پس ۲۰۶۰) و ۲۰۸۱-۲۱۰۰ (از این پس ۲۱۰۰) مد نظر قرار گرفت. برای کاهش عدم قطعیت‌ها بین تکنیک‌های مدل‌سازی اقلیمی، از میانگین داده‌های اقلیمی هشت GCMs استفاده شد. این مدل‌ها شامل BCC-CSM2-MR، CNRM-ESM2-1، CNRM-CM6-1، MIROC-ES2L، IPSL-CM6A-LR، CanESM5، MIROC6 و MRI-ESM2-1 هستند. برای شناسایی و کاهش تأثیرات چندخطی‌گری از ضریب تورم واریانس (VIF) و یک روند مرحله‌ای در بسته *usdm* در محیط R استفاده شد (Naimi, 2015; Naimi et al., 2022).

داده‌های اقلیمی: برای پیش‌بینی توزیع گونه‌ها در شرایط فعلی، داده‌های اقلیمی از پایگاه داده جهانی WorldClim برای دوره زمانی ۱۹۷۰ تا ۲۰۰۰ استخراج شد (Fick and Hijmans, 2017). WorldClim یکی از برجسته‌ترین مجموعه داده‌های اقلیمی جهانی است (Imbach et al., 2010) که اغلب در علوم هیدرولوژی (Imbach et al., 2010)، اکولوژیکی (Ghane-ameleh et al., 2021)، اقلیم‌شناسی (Moreno and Hasenauer, 2016)، و ارزیابی ذخایر کربن و دینامیک آن‌ها (Yigini and Panagos, 2016) استفاده می‌شود. این مجموعه داده شامل ۱۹ متغیر زیست‌اقلیمی است که از طریق داده‌های میانگین دمای ماهانه و مجموع بارندگی محاسبه شده‌اند (Fick and Hijmans, 2017) که تقریباً نیازهای مدل‌سازی توزیع را برای بیشتر گونه‌ها برآورده می‌کند (Poggio et al., 2017). مجموعه داده‌های WorldClim به دلیل وضوح بالا و دقت آن ارزشمند است و شامل چهار وضوح مکانی است که از ۳۰ ثانیه (حدود ۱ کیلومتر

آمده تنظیم می‌شود. بنابراین یک شبکه عصبی کانولوشنال عمیق ترکیبی از این دو عملکرد است (معادله ۱):

$$y = (f \circ \phi)(x) \quad (۱)$$

این مدل از طریق تابع لینک سافت‌مکس^۴ به اجرا در می‌آید که احتمالات مربوط به هر کلاس یا دسته‌بندی را محاسبه می‌کند که در آن، y_s احتمال پیش‌بینی شده برای حضور گونه s و β_s و α_s پارامترهای مدل خطی برای گونه هستند و f_s احتمالات طبقه‌بندی شده را روی مجموعه داده گونه‌ها (به شرط مشاهده) نشان می‌دهد (معادله ۲).

$$y_s = f(z) = \frac{e^{\beta_s z + \alpha_s}}{\sum_{j=1}^K e^{\beta_j z + \alpha_j}} \quad (۲)$$

برای تابع ϕ ، از معماری *Inception v3* استفاده شد که معمولاً برای طبقه‌بندی تصاویر به کار می‌رود و برای درک الگوهای چندمقیاسی و سلسله‌مراتبی طراحی شده که برای تجزیه و تحلیل الگوهای تنوع زیستی نیز مناسب است. ما این معماری را در برابر داده‌های محیطی مکان‌یابی شده آزمایش کردیم. از آنجایی که بردارهای ویژگی z به‌عنوان متغیرهای مشترک ورودی $f_s(z)$ پیش‌بینی گونه‌ها استفاده می‌شوند، احتمالاً الگوهای فضایی مصنوعی را نشان می‌دهند که ساختار ماکرو اکولوژیکی و زیست‌جغرافیایی مشترک برای گونه‌های انتخاب‌شده را منعکس می‌کنند. فرایند اجرای مدل با استفاده از بسته‌های *tensorflow* و *keras* در محیط R انجام شد. این بسته‌ها امکان استفاده و تنظیم پارامترهای شبکه‌های عصبی کانولوشنی را به شیوه‌ای کارآمد فراهم می‌آورند. معماری شبکه انتخابی شامل چندین لایه کانولوشنی است که هر کدام شامل فیلترهایی با اندازه‌های مختلف برای استخراج ویژگی‌های متفاوت از داده‌های ورودی هستند. پس از لایه‌های کانولوشنی، لایه‌های *pooling* به کار رفته‌اند که وظیفه کاهش ابعاد داده‌ها و جلوگیری از بیش‌برازش را بر عهده دارند. در نهایت،

هر متغیر زیست‌اقليمی با بالاترین مقدار VIF، اگر از آستانه (۱۰) تجاوز می‌کرد، در هر مرحله حذف شده و روند مرحله‌ای تا زمانی که تمامی متغیرها هم خطی حذف شوند، تکرار شد (Naimi et al., 2014).

مدل‌سازی یادگیری عمیق توزیع گونه‌ای: به جای پیش‌بینی احتمال حضور هر گونه بطور مجزا، این مدل از رویکرد چند گونه‌ای^۱ برای پیش‌بینی توزیع گونه‌ها استفاده می‌کند. خروجی این مدل به‌صورت یک وکتور از رتبه‌ی گونه‌هاست که نشان می‌دهد در هر پیکسل احتمال حضور چه تعداد گونه و کدام گونه‌ها وجود دارد. این نوع پیش‌بینی برای اهداف شناسایی غنا گونه‌ای و برنامه‌ریزی حفاظت کاربردی است و کمتر به سوگیری‌های مشاهده حساس است (به خصوص، نیازی به داده‌های عدم حضور یا شبه‌عدم حضور ندارد). ویژگی خاص CNN این است که آن‌ها به جای تکیه بر مقادیر محلی عوامل محیطی، بر تنسورهای محیطی مکانی تکیه دارند. این تنسورها ساختار و روابط مکانی عوامل محیطی را در اطراف هر نقطه نشان می‌دهند. برخلاف دیگر روش‌های SDM، مدل CNN-SDM می‌تواند از این داده‌های ورودی بسیار بزرگ استفاده کند و بنابراین اطلاعات غنی‌تری نسبت به بردارهای نقطه‌ای را به دست آورد. داده‌های ورودی در این مطالعه، شامل $۶۴ \times ۶۴ \times ۱۰$ تنسور محیطی است که تحت تبدیل‌های غیرخطی با استفاده از شبکه عصبی کانولوشنی پردازش می‌شود. این تبدیل‌ها به منظور استخراج ویژگی‌های مفید و کاهش ابعاد داده‌های اولیه انجام می‌پذیرند که به طور مؤثری می‌تواند تفاوت‌های مکانی و زیست‌محیطی را نمایش دهد. فرآیند تبدیل^۲ $z = \phi(x)$ به نحوی طراحی شده است که بردارهای ویژگی^۳ حاصل شده، دارای اطلاعاتی کلیدی و فشرده از داده‌های محیطی هستند که برای تشخیص الگوهای پیچیده محیطی بسیار کارآمد می‌باشند. در مرحله بعد، با استفاده از این بردارهای ویژگی، یک مدل رگرسیون لجستیک چندمتغیره $f_s(z)$ برای پیش‌بینی احتمال وجود هر گونه بر اساس نمایش‌های به دست

3. Feature Vectors

4. Softmax Link Function

1. Multi Species

2. Transformation Process

می‌کند. مقادیر فازی در محدوده استاندارد بین ۰ تا ۱ قرار دارد و مناطقی با امتیاز بالاتر از مطلوبیت بیشتری برخوردار هستند. در این روش ابتدا، یک حد آستانه برای هر مدل با استفاده از روش بهینه‌سازی آستانه بر اساس معیار حداکثر [حساسیت + اختصاصیت] شناسایی می‌شود (Nenzén and Araújo, 2011).

سپس، تابع عضویت فازی خطی بین این آستانه (P_{min}) و حداکثر احتمال پیش‌بینی شده مطلوبیت برای زمان حال (P_{max}) تنظیم گردید. با استفاده از تابع عضویت فازی، احتمالات پیش‌بینی شده در نقشه‌های مطلوبیت زیستگاهی برای هر دو دوره زمانی حال و آینده به مقادیر فازی پیوسته تبدیل شدند (معادله ۳). بنابراین، برخلاف نقشه باینری با مقدار یکسان برای همه پیکسل‌ها در مناطق مطلوب، درجه مطلوبیت در این رویکرد به هر پیکسل اختصاص داده می‌شود که امکان مقایسه آن در بین گونه‌های مختلف و میان سناریوهای تغییر اقلیم را فراهم می‌کند.

معادله ۳:

$$f(x) = \begin{cases} 0, & P < P_{min} \\ \frac{P - P_{min}}{P_{max} - P_{min}}, & P_{min} \leq P \leq P_{max} \\ 1, & P > P_{max} \end{cases}$$

جایی که P احتمال پیش‌بینی شده توسط SDM در یک پیکسل است، P_{min} آستانه انتخاب شده‌ای است که نشان‌دهنده حداقل احتمال مناطق مطلوب می‌باشد و P_{max} حداکثر احتمال در دوره زمانی فعلی است. برای تعیین اینکه چه بخشی از محدوده مطلوب در داخل مناطق تحت حفاظت قرار دارد، در مطالعه حاضر از فرایند ارزیابی غنای گونه‌ای بر اساس وزن‌دهی به گونه‌ها بر حسب طبقه و جایگاه آن‌ها در فهرست سرخ IUCN استفاده شد؛ بطوری که از خروجی مدل که به صورت یک وکتور از رتبه‌ی گونه‌هاست و نشان‌دهنده احتمال حضور تعداد و نوع گونه‌هاست استفاده کردیم تا به گونه‌های فهرست سرخ IUCN وزن بیشتری اختصاص داده شود (Hofmeister et al., 2015).

لایه‌های fully-connected وظیفه‌ی دسته‌بندی نهایی را بر اساس ویژگی‌های استخراج شده انجام می‌دهند. عملکرد مدل‌ها با استفاده از معیارهای منحنی مشخصه عملکرد سیستم^۱ (AUC) و آمار مهارت واقعی^۲ (TSS) ارزیابی شد. مقادیر AUC از ۰ تا ۱ متغیر است و مقادیر بالاتر نشان‌دهنده عملکرد بهتر است. مقادیر TSS از -۱ تا +۱ متغیر است که +۱ نشان‌دهنده توافق کامل، صفر نشان‌دهنده توافق مورد انتظار توسط شانس و مقادیر کمتر از صفر نشان‌دهنده توافق بدتر از شانس است. ما آستانه را با استفاده از روش حداکثر حساسیت به‌علاوه ویژگی انتخاب کردیم.

آنالیز گپ: در این مطالعه، برای آزمایش فرضیه‌ای مبنی بر اینکه اگرچه مساحت زیستگاه‌های مطلوب در مناطق تحت حفاظت ممکن است در آینده افزایش یابد، اما درجه مطلوبیت زیستگاه احتمالاً کاهش خواهد یافت—موضوعی که در بسیاری از مطالعات نادیده گرفته شده است—روش جدیدی برای آنالیز گپ معرفی و بررسی شد. به‌طور سنتی، آنالیز گپ به پیش‌بینی‌های باینری از SDMs تکیه می‌کند تا هم‌پوشانی آن‌ها با مناطق تحت حفاظت را اندازه‌گیری کند. با این حال، این روش باینری‌سازی که احتمالات وقوع را به حضور-غیاب تبدیل می‌کند، اغلب منجر به از دست دادن اطلاعات مهم می‌شود، زیرا تمامی پیکسل‌هایی که از یک حد آستانه مشخص عبور می‌کنند به عنوان مناطق مطلوب در نظر گرفته می‌شوند، بدون در نظر گرفتن تغییرات در سطح مطلوبیت زیستگاهی (Guillera-Aroita et al., 2015). لذا در این پژوهش یک روش نوین برای آنالیز گپ مناطق تحت حفاظت معرفی و آزمایش می‌شود که از یک تابع عضویت فازی خطی استفاده می‌کند (Eastman, 1999; Abbaspour et al., 2011) تا مقادیر احتمال‌های حضور پیش‌بینی شده در مناطق مطلوب توسط مدل‌ها را به مقادیر فازی پیوسته و استاندارد (قابل قیاس بین مدل‌های مختلف) تبدیل

جدول ۱. اسامی گونه‌های مورد مطالعه در پژوهش و درجه تهدید در فهرست سرخ IUCN

گونه	IUCN	IUCN	گونه	IUCN
<i>Bombina bombina</i>	LC	<i>Hyla orientalis</i>	<i>Ommatotriton vittatus</i>	LC
<i>Bufo bufo</i>	LC	<i>Hyla savignyi</i>	<i>Paradactylodon persicus</i>	VU
<i>Bufo eichwaldi</i>	VU	<i>Lissotriton vulgaris</i>	<i>Pelobates syriacus</i>	LC
<i>Bufo verrucosissimus</i>	LC	<i>Lyciasalamandra antalyana</i>	<i>Pelodytes caucasicus</i>	LC
<i>Bufotes luristanicus</i>	LC	<i>Lyciasalamandra atifi</i>	<i>Pelophylax bedriagae</i>	LC
<i>Bufotes oblongus</i>	LC	<i>Lyciasalamandra billae</i>	<i>Pelophylax caralitanus</i>	VU
<i>Bufotes surdus</i>	LC	<i>Lyciasalamandra fazilae</i>	<i>Pelophylax ridibundus</i>	LC
<i>Bufotes turanensis</i>	LC	<i>Lyciasalamandra flavimembris</i>	<i>Rana dalmatina</i>	LC
<i>Bufotes variabilis</i>	LC	<i>Lyciasalamandra luschani</i>	<i>Rana macrocnemis</i>	LC
<i>Duttaphrynus dhufarensis</i>	LC	<i>Mertensiella caucasica</i>	<i>Rana pseudodalmatina</i>	LC
<i>Duttaphrynus olivaceus</i>	LC	<i>Neuregus crocatus</i>	<i>Rana tavanensis</i>	CR
<i>Euphlyctis cyanophlyctis</i>	LC	<i>Neuregus derjugini</i>	<i>Salamandra infraimmaculata</i>	LC
<i>Euphlyctis ehrenbergii</i>	LC	<i>Neuregus kaiseri</i>	<i>Sclerophrys arabica</i>	LC
<i>Hyla arborea</i>	LC	<i>Neuregus strauchii</i>	<i>Triturus ivanbureschi</i>	LC
<i>Hyla felixa</i>	LC	<i>Ommatotriton ophryticus</i>	<i>Triturus karelinii</i>	LC

مدل‌سازی تنوع زیستی: برای جلوگیری از اثر خودهمبستگی لایه‌ها، ۱۰ متغیر اقلیمی با مقادیر VIF کمتر از حد آستانه در یک فرایند تکرارشونده (stepwise) انتخاب شدند. این متغیرها شامل میانگین دمای روزانه (bio2)، دامنه سالانه دما (bio7)، میانگین دمای مرطوب‌ترین فصل (bio8)، میانگین خشک‌ترین فصل (bio9)، میانگین حداکثر دما در گرم‌ترین فصل (bio10)، بارش در مرطوب‌ترین ماه (bio13)، بارش در خشک‌ترین ماه (bio14)، درجه فصلی بودن بارش (bio15)، بارش در گرم‌ترین فصل (bio18) و بارش در سردترین فصل (bio19) بودند. اگر چه میزان اهمیت متغیرهای اقلیمی برای هر گونه‌ها متفاوت بود اما میانگین درجه اهمیت متغیرها برای همه دوزیستان مورد مطالعه در این پژوهش نشان داد متغیرهای bio14 و bio19 و bio08 به ترتیب پر تکرارترین متغیرهای با اهمیت برای توزیع دوزیستان مورد مطالعه محسوب می‌شوند. در این راستا مطالعه Kafash و همکاران (2018) نیز نشان داد bio14 یکی از مهم‌ترین متغیرها در توزیع دوزیستان جنگل‌های کوهستانی خاور نزدیک است. همچنین مطالعه Chen (2017) در مقیاس جهانی نشان داد متغیرهای bio08 و bio19 نقش مهمی در تعیین زیستگاه‌های دوزیستان

به‌طور مشخص، برای گونه‌های در خطر انقراض بحرانی (CR)^۱ و گونه‌های در خطر انقراض (EN)^۲ وزن ۳ و برای گونه‌های نزدیک به تهدید (NT)^۳ و آسیب‌پذیر (VU)^۴ وزن ۲ اعمال کردیم. سایر دسته‌های فهرست سرخ (داده ناکافی (DD)^۵ و کمترین کمترین نگرانی (LC)^۶) وزنی دریافت نکردند (جدول ۱ اسامی گونه‌های مورد مطالعه و درجه تهدید آن‌ها در فهرست سرخ IUCN را ارائه می‌کند). در این رویکرد جدید آنالیز گپ مناطق تحت حفاظت، نقشه‌های فازی غنا گونه‌ای وزنی را با محدوده مناطق تحت حفاظت همپوشانی دادیم تا پیکسل‌هایی با مقادیر فازی درجه مطلوبیت بزرگ‌تر از صفر را شناسایی کنیم. علاوه بر این، با استفاده از دو شاخص مساحت مناطق مطلوب زیستگاهی در درون مناطق تحت حفاظت (PAW)^۷ و میانگین مقادیر ارزش پیکسل‌های مطلوب زیستگاهی در مناطق تحت حفاظت (MSW)^۸، میزان تغییرات کارایی مناطق تحت حفاظت محاسبه شد. علاوه بر این، توزیع فراوانی و تغییرات تراکم درجه مطلوبیت زیستگاه داخل مناطق تحت حفاظت بین زمان حال و آینده را کمی کردیم.

نتایج و بحث

6. Least Concern
7. Presence Area In Protected Areas
8. Mean Suitability In Suitable Areas Located In Protected Areas

1. Critically Endangered
2. Endangered
3. Near Threatened
4. Vulnerable
5. Data Deficient

دارند. اهمیت این دو متغیر نشان می‌دهد که دمای فصل مرطوب و میزان بارش در فصول سرد، به طور خاص می‌تواند شرایط زیستی دوزیستان را تحت تأثیر قرار دهد.

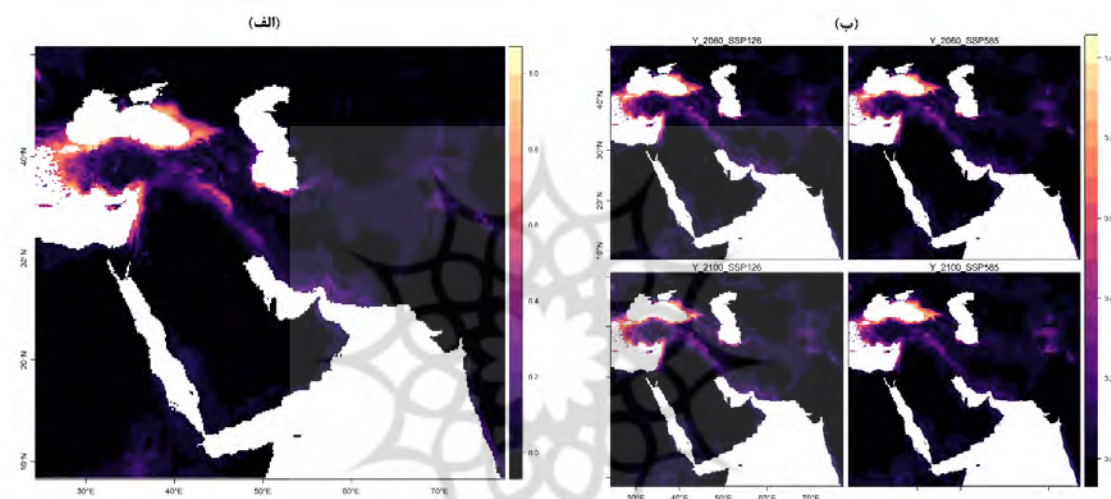
AUC با مقدار ۰/۹۴ نشان‌دهنده دقت بسیار بالای مدل است. این عدد که نزدیک به ۱ است، بیانگر توانایی مدل در تفکیک دقیق نمونه‌های مثبت و منفی است، به طوری که مدل تقریباً به طور کامل قادر به تشخیص حضور و عدم حضور گونه‌ها می‌باشد، که این امر نشان‌دهنده صحت بالای پیش‌بینی‌های مدل است (قیومی و همکاران، ۱۳۹۸). از سوی دیگر، TSS با مقدار ۰/۸۹ نیز عملکرد بسیار خوب مدل را تأیید می‌کند. TSS به عنوان معیاری که دقت مدل را با توجه به پیش‌بینی‌های صحیح و غلط در شرایط حضور و عدم حضور گونه‌ها ارزیابی می‌کند، با این مقدار نشان می‌دهد که مدل به طور کلی توانایی بسیار بالایی در تشخیص صحیح توزیع زیستگاه‌ها دارد و به ندرت خطاهای عمده‌ای در پیش‌بینی‌های خود داشته است (Ebrahimi et al., 2023; Ilanloo et al., 2020). در این راستا نتایج مطالعه Deneu و همکاران (2021) تأیید می‌کند که مدل CNN-SDM به طور مداوم عملکرد بالایی دارد و حتی نشان می‌دهد در مقایسه با روش‌های یادگیری ماشینی، CNN-SDM همواره عملکرد بالایی دارد. لذا این برتری مدل‌های یادگیری عمیق را به ابزاری مؤثر و قابل اعتماد برای کاربردهای مختلف در حوزه مدیریت و حفاظت از زیستگاه‌ها تبدیل می‌سازد (Borowiec et al., 2022). علاوه بر مزایای الگوریتم‌های یادگیری عمیق، بحث گسترده‌ای درباره تأثیر خودهمبستگی مکانی بر توزیع گونه‌ها در ارتباط با ساختار محیطی و پویایی آن‌ها وجود دارد (Levin, 1992). همچنین، موضوع چگونگی لحاظ کردن مکان در تحلیل الگوهای تنوع زیستی نیز اهمیت بسیاری دارد (Dormann et al., 2007; Martínez-López et al., 2015). مدل CNN-SDM که مبتنی بر تنسورهای محیطی است، نه تنها شرایط دقیق محیطی مکان‌های نمونه برداری شده، بلکه شرایط محیطی اطراف و ساختار مکانی آن‌ها را نیز

مدنظر قرار می‌دهد (Deneu et al., 2021). این مدل با درک ساختار مکانی محیط اطراف مکان‌های حضور، یعنی ساختار منظر محلی، قدرت پیش‌بینی قابل توجهی به دست می‌آورد. این نتایج از نقش فرآیندهای اکولوژیکی در سطح چشم‌انداز در شکل‌دهی به توزیع گونه‌ها حمایت می‌کند (Bueno & Peres, 2019). به طور کلی، مدل CNN-SDM به عنوان یک رویکرد قدرتمند، توانایی درک تأثیرات پیچیده متغیرهای محیطی بر بسیاری از گونه‌ها را دارد. نقشه‌های فعال‌سازی نورون‌های آخرین لایه مدل، امکان تجسم الگوهای اکولوژیکی آموخته شده توسط مدل را فراهم می‌کنند (Deneu et al., 2021). ما دریافتیم که نورون‌ها در مناطق نسبتاً بزرگ یا چندگانه فعال هستند که می‌تواند نشانه‌های پیچیده محیطی و ماکرواکولوژیکی مربوط به شرایط محیطی محلی منطقه مطالعاتی را نشان دهد. این نورون‌های یکپارچه می‌توانند چندین محرک محیطی را ترکیب کرده و تأثیرات پیچیده و مشترک آن‌ها را به تصویر بکشند (Marquet, 2017). این قابلیت، رویکردهای یادگیری عمیق را برای کشف الگوهای کلان اکولوژیکی در مقیاس بزرگ از مجموعه داده‌های فشرده نشان می‌دهد (Wüest et al., 2020).

غنا گونه‌ای: مساحت غنای گونه‌ای بر اساس رویکرد رویهم‌گذاری (روش بدون وزن‌دهی) در زمان حال حاضر به میزان ۴۰۳۶۰۴ کیلومترمربع تخمین زده شد، اما بر اساس روش غنای گونه‌ای وزن‌دهی، این مقدار به ۱۲۷۲۳ کیلومترمربع کاهش یافت (به طور تقریبی ۳ برابر کمتر). این دو نقشه ۵۷ درصد همپوشانی داشتند به این معنا که اگر برنامه‌های حفاظتی بر اساس رویکرد غنای گونه‌ای با روش رویهم‌گذاری انجام شود، ۴۳ درصد از زیستگاه‌های غنی مربوط به دوزیستان در معرض تهدید، نادیده گرفته می‌شود. ما استدلال می‌کنیم که غنای گونه‌ای بدون در نظر گرفتن شرایط اضطراری گونه‌های در معرض تهدید انقراض، نمی‌تواند بازگوی اولویت‌های حفاظتی تنوع‌زیستی باشد زیرا ممکن است آسیب‌پذیری واقعی تنوع زیستی را منعکس نکند

نتایج این مطالعه مبنی بر اینکه مساحت غنا گونه‌ای وزنی در مقایسه غنای گونه‌ای کل دوزیستان کمتر است، با نتایج برخی مطالعات دیگر سازگار است (Abellán & Sánchez-Fernández, 2015; Alves-Ferreira et al., 2022). لذا مطالعه حاضر بر اهمیت در نظر گرفتن وضعیت حفاظتی گونه‌ها هنگام انجام تحلیل کارایی مناطق تحت حفاظت و آنالیز گپ تأکید می‌کند، زیرا این کار تأثیر و اثربخشی مداخلات حفاظتی را افزایش می‌دهد و می‌تواند مقرون به صرفه‌تر باشد (Fajardo et al., 2014).

(Jenkins et al., 2013) و تنوع سطح خطر در میان گونه‌های مختلف را نادیده بگیرد (Arponen, 2012).



شکل ۲. (الف) غنا گونه‌ای دوزیستان بر اساس روش وزن‌دهی در شرایط فعلی و (ب) تحت سناریوهای اقلیمی SSP126 و SSP585 در سال‌های ۲۰۶۰ و ۲۱۰۰

دوزیستان در کوه‌های توروس^۱، پونتیک^۲، قفقاز کوچک^۳، البرز، زاگرس و قفقاز بزرگ^۴ قرار دارند (شکل ۲). این یافته نشان می‌دهد که مناطق تحت حفاظت واقع در مناطق کوهستانی ممکن است به‌عنوان پناهگاه‌های مهمی برای دوزیستان تحت تغییرات اقلیمی عمل کنند، زیرا آن‌ها می‌توانند مجموعه‌ای از زیستگاه‌ها و شرایط اقلیمی را در امتداد گرادیان‌های ارتفاعی فراهم کنند (Luo et al., 2021). نتایج بسیاری از مطالعات نیز ثابت کرده است که در شرایط تغییرات اقلیمی، دوزیستان ممکن است برای

بر اساس نقشه‌ی غنای گونه‌ای وزنی، پیش‌بینی‌ها نشان می‌دهد که لکه‌هایی با بیشترین غنا عمدتاً در شمال و غرب ترکیه، غرب گرجستان و روسیه، شمال عراق، شمال و غرب ایران و غرب سوریه واقع شده است که اغلب در مرز دریای سیاه، دریای مدیترانه و دریای خزر در شرایط اقلیمی نسبتاً مرطوب واقع‌اند. در شرایط اقلیمی آینده، پیش‌بینی‌ها نشان می‌دهد غنای دوزیستان هرچند در برخی لکه‌ها کمتر شده است ولیکن عمدتاً در حاشیه دریای سیاه واقع است. بنظر می‌رسد که اغلب پناهگاه‌های فعلی و آینده

3. Caucasus Minor
4. Greater Caucasus

1. Taurus Mountains
2. Pontic Mountains

(جدول ۲). این نتایج نشان‌دهنده تفاوت‌های مهم در روش‌های ارزیابی کارایی مناطق تحت حفاظت تحت تغییرات اقلیمی است. به‌ویژه، یافته‌ها تأیید می‌کنند که مساحت زیستگاه‌های مطلوب درون شبکه مناطق حفاظتی ممکن است در طول زمان تغییرات زیادی نداشته باشد، اما کیفیت زیستگاه‌ها به‌طور قابل توجهی کاهش می‌یابد (جدول ۲). این امر نشان‌دهنده اهمیت استفاده از روش‌های دقیق‌تر در ارزیابی کارایی مناطق تحت حفاظت است، تا بتوان به سیاست‌گذاران و متخصصان حفاظت کمک کرد تا استراتژی‌های مدیریتی تطبیقی را به‌طور هدفمند در مناطق خاص پیاده‌سازی کنند و اثربخشی زیستگاه‌های تحت حفاظت را در مواجهه با تغییرات اقلیمی حفظ نمایند (Garcia et al., 2022).

دلیل انتخاب دوزیستان به‌عنوان گروه هدف در این پژوهش، ایجاد پارادوکسی است که برخی مطالعات به آن اشاره کرده‌اند. از یک سو، دوزیستان به‌عنوان یکی از تهدیدشده‌ترین گروه‌های مهره‌داران زمینی در برابر تغییرات اقلیمی شناخته می‌شوند (Hof et al., 2011; Amiri et al., 2021). از سوی دیگر، بر خلاف بسیاری از گروه‌های دیگر، مطالعات نشان داده‌اند که گپ‌های حفاظتی برای دوزیستان در شرایط اقلیمی آینده کاهش خواهد یافت و مناطق تحت حفاظت برای آن‌ها در آینده مؤثرتر خواهند بود (Ebrahimi et al., 2022; Ebrahimi & Ahmadzadeh, 2022; Mi et al., 2023). نتایج این مطالعه نیز این پارادوکس را تأیید و به چالش می‌کشد. بر اساس روش معمول محاسباتی که بر تغییرات مساحت زیستگاه‌های مطلوب (PAW) تمرکز دارد، بیشتر دوزیستان زیستگاه‌های مطلوب خود را در مناطق تحت حفاظت تحت سناریوهای مختلف آینده حفظ یا حتی افزایش خواهند داد. اما با توجه به شاخص درجه مطلوبیت زیستگاه (MSW) که بر اساس رویکرد فازی به دست آمده، پیش‌بینی می‌شود که درجه مطلوبیت زیستگاه‌ها در مناطق تحت حفاظت در آینده کاهش یابد (جدول ۲). این جنبه در بسیاری از مطالعات قبلی نادیده گرفته شده است (بعنوان مثال: Ebrahimi et al., 2022; Kafash et al., 2018; Mi et al., 2023). به این ترتیب، اگرچه مناطق تحت حفاظت فعلی ممکن است در آینده به‌عنوان پناهگاهی عمومی

یافتن شرایط اقلیمی مناسب به ارتفاعات بالا (محدوده کوهستان‌ها) مهاجرت کنند (Mi et al., 2023). بنابراین، بنظر می‌آید مناطق تحت حفاظت در ارتفاعات بالا مناطق با ارزش‌تری برای حفظ تنوع زیستی دوزیستان تحت تغییرات اقلیمی محسوب می‌شوند (Araújo et al., 2011; Dudley et al., 2013). خوشبختانه یک اصل کلی در کشورهای در حال توسعه در خصوص مناطق تحت حفاظت وجود دارد که اغلب در مناطق مرتفع تأسیس می‌شوند، زیرا این مناطق برای فعالیت‌های انسانی کمتر جذاب هستند و بنابراین هزینه کمتری برای حفاظت دارند (UNEP-WCMC and IUCN, 2018). این موضوع ممکن است به دوزیستان در آینده کمک کند، زیرا زیستگاه‌های آن‌ها به ارتفاعات بالا تغییر می‌کند. با این حال، نتایج ما همچنین نشان می‌دهد که ترکیه، که بخش بزرگی از غنای دوزیستان در منطقه مورد مطالعه را در خود جای داده است، مناطق تحت حفاظت محدودی دارد که نیاز به گسترش دارند.

شاخص کارایی مناطق تحت حفاظت: نتایج شاخص PAW، که نمایانگر مساحت زیستگاه‌های مطلوب در مناطق تحت حفاظت است (بر حسب رویکرد باینری مرسوم)، نشان داد که مساحت غنا گونه‌ای با وجود تغییرات اقلیمی به‌طور قابل توجهی تغییر نمی‌کند (جدول ۲). به‌طور خاص، حتی در دورترین بازه زمانی (سال ۲۱۰۰) و تحت بدترین سناریوی تغییرات اقلیمی (SSP585)، ۸۵ درصد از مساحت زیستگاه‌های مطلوب درون شبکه مناطق تحت حفاظت قرار می‌گیرد. جالب توجه است که در سناریوی اقلیمی SSP126، مساحت زیستگاه‌های مطلوب درون مناطق تحت حفاظت نسبت به شرایط کنونی حتی افزایش نیز می‌یابد که این نتایج با نتایج Mi و همکاران (۲۰۲۳) همخوانی دارد. در مقابل نتایج حاصل از روش فازی با استفاده از شاخص MSW، که میانگین مقادیر ارزش پیکسل‌های مطلوبیت زیستگاهی در مناطق تحت حفاظت را بر اساس رویکرد فازی محاسبه و اندازه‌گیری می‌کند، نشان داد که درجه مطلوبیت زیستگاه‌ها به مرور زمان و تحت تأثیر تغییرات اقلیمی به‌طور قابل توجهی کاهش می‌یابد

مطلوب، بلکه به تغییرات درجه مطلوبیت زیستگاهی در درون شبکه‌های مناطق تحت حفاظت تحت تغییرات اقلیمی آینده نیز توجه داشته باشند.

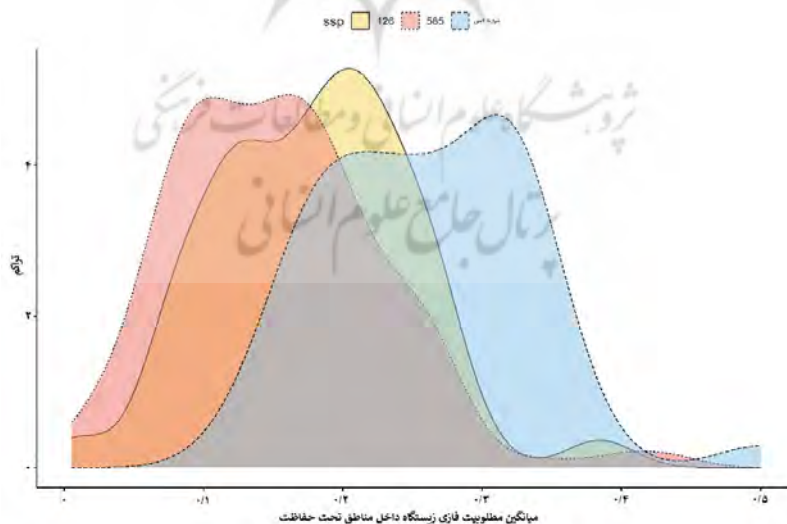
برای دوزیستان عمل کنند، اما لازم به توجه است که نمی‌توانند کیفیت و تنوع زیستگاه‌های بهینه را همانند شرایط پایه حفظ کنند. بنابراین، ما توصیه می‌کنیم که برنامه‌های حفاظتی نه تنها به مساحت زیستگاه‌های

جدول ۲- (الف) تغییرات مساحت زیستگاه‌های مطلوب درون مناطق تحت حفاظت (بر حسب کیلومتر مربع).
(ب) تغییرات ارزش پیکسل‌های مطلوب زیستگاهی در مناطق تحت حفاظت

	اقلیم فعلی	SSP126-2060	SSP126-2100	SSP585-2060	SSP585-2100
(الف)	۱۰۹۴۶	۱۱۵۰۸	۱۱۰۷۰	۹۷۴۱	۹۴۱۳
(ب)	۰/۳۶۱	۰/۱۹۸	۰/۱۹۲	۰/۱۶۲	۰/۱۵۹

که SDMs تبدیل فازی در نتایج به کار گرفته شده در مطالعه ما یک راه حل موثر برای کمی کردن تغییرات کیفیت زیستگاه در طول زمان است چرا که این رویکرد خروجی SDM ها را استاندارد می‌کند، ماهیت پیوسته مطلوبیت زیستگاه را حفظ می‌کند و تضمین می‌کند که هیچ اطلاعاتی از طریق باینری کردن SDMs از بین نمی‌رود. بنابراین، ما توصیه می‌کنیم که رویکرد تبدیل فازی در شیوه‌های استاندارد SDM برای کاربردهای فراتر از آنالیز گپ نیز مورد استفاده قرار گیرد.

همچنین شکل ۳ توزیع فراوانی و تغییرات تراکم درجه مطلوبیت زیستگاه داخل مناطق تحت حفاظت بین زمان حال و آینده (سال ۲۱۰۰) تحت تاثیر سناریوهای اقلیمی SSP585 و SSP126 را نشان می‌دهد. اوج تراکم میانگین مقادیر مطلوبیت زیستگاه داخل مناطق تحت حفاظت از ۰/۳۵ در شرایط اقلیمی فعلی به ۰/۲۱ در SSP126 و حدود ۰/۱ در SSP585 تغییر می‌کند که کاهش قابل توجه تراکم زیستگاه‌های با مطلوبیت بالا در مناطق تحت حفاظت را در سناریوهای بدبینانه‌تر نشان می‌دهد. لذا بر اساس نتایج ارائه شده در جدول ۲ و شکل ۳ ما استدلال می‌کنیم



شکل ۳- توزیع فراوانی و تغییرات تراکم درجه مطلوبیت زیستگاه داخل مناطق تحت حفاظت بین

زمان حال و آینده (سال ۲۱۰۰) تحت تاثیر سناریوهای اقلیمی SSP585 و SSP126

داخل و خارج از شبکه مناطق حفاظتی تأثیر می‌گذارند (جدول ۳). ما نسبت‌های روند درجه تناسب زیستگاه

در نهایت ما بررسی کردیم که چگونه سناریوهای مختلف اقلیمی بر میانگین مطلوبیت زیستگاهی در

درصد (SSP126) تا ۶۴ درصد (SSP585) از گونه‌ها تغییرات قابل توجهی را در میانگین مطلوبیت زیستگاهی در زیستگاه‌های مطلوب واقع در درون مناطق تحت حفاظت تجربه خواهند کرد (تست Wilcoxon, $P < 0.05$) و در این میان ۶۶ درصد (SSP126) تا ۷۲ درصد (SSP585) از این گونه‌ها روند منفی خواهند داشت. همچنین این نتایج نشان داد که ۴۲ درصد از این گونه‌ها متعلق به دسته گونه‌های در معرض تهدید در فهرست سرخ IUCN و بیش از ۵۰ درصد آن‌ها بومی جنوب غربی آسیا هستند. در مجموع یافته‌های این پژوهش به روشنی نشان می‌دهند بکارگیری رویکرد فازی بطور قابل توجهی در نمایان کردن تغییرات درجه مطلوبیت زیستگاهی تاثیر گذار است. ولیکن اغلب مطالعات از روش‌های رایج باینری مدل‌های توزیع گونه‌ای و اندازه‌گیری مساحت زیستگاه مطلوب در مناطق تحت حفاظت در دوره‌های زمانی مختلف استفاده کرده‌اند (Ebrahimi et al., 2021; Ghyoumi et al., 2022; Mohammadi et al., 2019; Sheykhi Ilanloo et al., 2021)، روشی که منجر به نادیده گرفتن بسیاری از اطلاعات می‌شود (Alagador et al., 2011).

را برای هر سناریو و هر گونه محاسبه کردیم و دریافتیم که میانگین روند منفی برای ۴۵ گونه دوزیست در هر دو سناریو بیشتر از روند مثبت است. سناریو بدبینانه، SSP 585، نشان داد که ۹۷ درصد از گونه‌ها بدون توجه به موقعیت آنها در داخل یا خارج از مناطق تحت حفاظت، کاهش قابل توجهی در میانگین مطلوبیت زیستگاهی در مقایسه با شرایط فعلی خواهند داشت (تست Wilcoxon, $P < 0.05$). این بدان معناست که تغییرات اقلیمی کیفیت زیستگاه‌های مطلوب برای بسیاری از گونه‌ها در مناطق مختلف را کاهش می‌دهد (جدول ۳). از میان گونه‌هایی که کاهش قابل توجهی در مطلوبیت زیستگاهی داشتند، ۵۷ درصد (SSP 126) تا ۸۴ درصد (SSP585) در لیست گونه‌های در معرض تهدید IUCN قرار دارند و بیش از ۷۵ درصد آن‌ها بومی جنوب غربی آسیا هستند که نشان دهنده فوریت اقدامات حفاظتی برای کاهش اثرات تغییرات اقلیمی است. علاوه بر این، ما چگونگی روند تغییر میانگین مطلوبیت زیستگاهی را صرفاً درون مناطق تحت حفاظت برای گونه‌های مختلف تحت تغییرات اقلیمی بررسی کردیم (جدول ۳). ما دریافتیم که ۲۶

جدول ۳- (الف) شیب تغییرات میانگین مطلوبیت زیستگاهی در داخل و خارج مناطق تحت حفاظت تحت تغییرات اقلیمی سال ۲۱۰۰ (ب) شیب تغییرات میانگین مطلوبیت زیستگاهی واقع در داخل مناطق تحت حفاظت تحت تغییرات اقلیمی سال ۲۱۰۰

	سناریو اقلیمی	تغییرات (درصد)	روند مثبت (درصد)	روند منفی (درصد)
(الف)	SSP 126	۵۱/۱۱	۱۳/۰۴	۸۶/۹۶
	SSP 585	۹۱/۱۱	۲/۴۴	۹۷/۵۶
	سناریو اقلیمی	تغییرات (درصد)	روند مثبت (درصد)	روند منفی (درصد)
(ب)	SSP 126	۲۶/۶۷	۳۳/۳۳	۶۶/۶۷
	SSP 585	۶۴/۴۴	۲۷/۵۹	۷۲/۴۱

تحت حفاظت طراحی و آزمایش شد. به این منظور از مدل یادگیری عمیق CNN-SDM که مبتنی بر تنسورهای محیطی است، استفاده گردید. این مدل نه تنها شرایط محیطی دقیق مکان‌های نمونه‌برداری شده، بلکه ساختار محیطی پیرامون آن‌ها را نیز در محاسبات خود لحاظ می‌کند. همچنین، برای کاهش عدم قطعیت‌های مرتبط با پیش‌بینی‌های اقلیمی آینده، از ترکیب چندین مدل GCMS بهره

جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

تغییرات اقلیمی به‌عنوان یکی از بزرگترین تهدیدها برای کاهش جمعیت دوزیستان شناخته می‌شود، و مناطق تحت حفاظت نقش حیاتی به‌عنوان پناهگاهی برای مقابله با این چالش‌ها ایفا می‌کنند. در این پژوهش، با توجه به پیچیدگی‌های اکولوژیکی و با در نظر داشتن نقاط ضعف روش‌های کنونی، چارچوب کمی و دقیق‌تری برای آنالیز گپ مناطق

وضعیت حفاظتی گونه‌ها، رویکرد هدفمندتر و مؤثرتری برای مداخلات حفاظتی فراهم می‌کند. به‌طور کلی، نتایج این پژوهش بینش‌های ارزشمندی را در اختیار متخصصان و سیاست‌گذاران حوزه حفاظت قرار می‌دهد و آن‌ها را قادر می‌سازد تا تصمیمات آگاهانه‌تری در راستای حفظ اثر بخشی زیستگاه‌های تحت حفاظت و ترویج مدیریت پایدار تنوع زیستی اتخاذ کنند. این نتایج همچنین در جهت تحقق هدف آبی ۱۱ و هدف ۱۵ توسعه پایدار بسیار حیاتی است. رویکردها و تکنیک‌های نوآورانه این پژوهش به عنوان ابزاری عملی و کاربرپسند در شناسایی و ارتقای کارایی مناطق تحت حفاظت به‌طور قابل توجهی به تلاش‌های جهانی حفاظت از تنوع زیستی کمک می‌کند. اگرچه این رویکرد محاسباتی در این مطالعه روی گروه دوزیستان آزمایش شد، اما قابلیت تعمیم به سایر گروه‌های جانوری و گیاهی را نیز دارد.

سیاسگزاری

این اثر تحت حمایت مادی صندوق حمایت از پژوهشگران و فناوران کشور (INSF) برگرفته شده از طرح شماره «۴۰۰۵۳۲۶» انجام شده است.

گرفته شد که به بهبود دقت و اطمینان مدل‌سازی منجر گردید. به‌جای استفاده از روش‌های باینری در تولید نقشه‌های مطلوبیت زیستگاهی، رویکرد فازی اتخاذ شد تا علاوه بر تغییرات مساحت زیستگاه‌های مطلوب، تغییرات درجه مطلوبیت زیستگاه‌ها (تغییرات کیفیت زیستگاه) نیز محاسبه شود. نتایج نشان داد که بخش عمده‌ای از پناهگاه‌های آینده دوزیستان در مناطق کوهستانی واقع خواهند شد و مناطق تحت حفاظت در کوهستان‌ها، نقشی کلیدی در حفظ زیستگاه‌های دوزیستان ایفا خواهند کرد. نتایج فرضیه‌ی مطرح شده در این پژوهش را تایید کرد و نشان داد علیرغم اینکه مساحت زیستگاه‌های مطلوب ممکن است در سناریوهای مختلف آینده حفظ یا حتی افزایش یابد، ولی درجه مطلوبیت زیستگاه‌ها به صورت معنی‌داری کاهش خواهد یافت. این یافته‌ها بر اهمیت توجه تغییرات درجه مطلوبیت زیستگاه‌ها، در برنامه‌ریزی‌های حفاظتی آینده تأکید دارد. علاوه بر این، این مطالعه بر اهمیت در نظر گرفتن وضعیت حفاظتی گونه‌ها هنگام انجام آنالیز گپ تأکید می‌کند، زیرا عدم توجه به گونه‌های در معرض تهدید ممکن است تصویر دقیقی از آسیب‌پذیری جوامع طبیعی ارائه ندهد. روش ارائه شده در این پژوهش با در نظر گرفتن

منابع

- عزیزی جلیلیان، منا، دانه‌کار، افشین، سلیمان ماهینی، عبدالرسول، شایسته، کامران، بالی، علی. (۱۴۰۲). آنالیز گپ: ابزاری حفاظتی برای مدیریت سیستم پارک‌های ملی در ایران. محیط زیست طبیعی. ۷۶. ۱۴-۱.
- قیومی، راضیه، ابراهیمی، الهام، حسینی طابغه، فرهاد، و کشتکار، مصطفی. (۱۳۹۸). پیش‌بینی اثرات تغییرات اقلیمی بر توزیع جنگل‌های مانگرو در ایران با استفاده از مدل حداکثر آنتروپی. سنجش‌ازدور و سامانه اطلاعات جغرافیایی در منابع طبیعی. ۱۰ (۲)، ۳۴-۴۷.
- Abbaspour, M., Mahiny, A. S., Arjmandy, R., & Naimi, B. (2011). Integrated approach for land use suitability analysis. *International Agrophysics*, 25(4).
- Abellán, P., & Sánchez-Fernández, D. (2015). A gap analysis comparing the effectiveness of Natura 2000 and national protected area networks in representing European amphibians and reptiles. *Biodiversity and Conservation*, 24(6), 1377-1390. <https://doi.org/10.1007/s10531-015-0862-3>
- 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), 541-545. <https://doi.org/10.1111/ecog.01132>
- <https://agro.icm.edu.pl/agro/element/bwm/eta1.element.agro-babd4e54-f64e-4413-9f46-3df1073f8d02>

- citizen-science data to model plant communities. *BioRxiv*, 05. <https://doi.org/10.1101/2023.05.30.542843>
14. Bueno, A.S., & Peres, C.A. (2019). Patch-scale biodiversity retention in fragmented landscapes: Reconciling the habitat amount hypothesis with the island biogeography theory. *Journal of Biogeography*, 46(3), 621–632. <https://doi.org/10.1111/jbi.13499>
 15. Case, M. J., Lawler, J. J., & Tomasevic, J. A. (2015). Relative sensitivity to climate change of species in northwestern North America. *Biological Conservation*, 187, 127–133. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2015.04.013>
 16. Catullo, G., Masi, M., Falcucci, A., Maiorano, L., Rondinini, C., & Boitani, L. (2008). A gap analysis of Southeast Asian mammals based on habitat suitability models. *Biological Conservation*, 141(11), 2730-2744. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2008.08.019>
 17. Chen, Y., Zhang, J., Jiang, J., Nielsen, S. E., & He, F. (2016). Assessing the effectiveness of China's protected areas to conserve current and future amphibian diversity. *Diversity and Distributions*, 23(2), 146-157. <https://doi.org/10.1111/ddi.12508>
 18. Convention on Biological Diversity, (CBD). (2020). Global Biodiversity Outlook 5 - full Report. www.emdashdesign.ca
 19. Deneu, B., Servajean, M., Bonnet, P., Botella, C., Munoz, F., & Joly, A. (2021). Convolutional neural networks improve species distribution modelling by capturing the spatial structure of the environment. *Plos Computational Biology*, 17(4). <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1008856>
 20. Dudley, N., Stolton, S., & Elliott, W. (2013). Wildlife crime poses unique challenges to protected areas. 19, 1–125. <https://doi.org/10.2305/IUCN.CH.2013.PARKS-19-1.ND.en>
 21. Dziba, L., Erpul, G., Fazel, A., Fischer, M., & Hernández, A. M. (2019). Summary for policymakers of the global assessment report on biodiversity and ecosystem services of the Intergovernmental Science-Policy Platform on Biodiversity and
 6. Alagador, D., Martins, M. J., Cerdeira, J. O., Cabeza, M., & Araújo, M. B. (2011). A probability-based approach to match species with reserves when data are at different resolutions. *Biological Conservation*, 144(2), 811-820. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2010.11.011>
 7. Alves-Ferreira, G., Talora, D. C., Solé, M., Cervantes-López, M. J., & Heming, N. M. (2022). Unraveling global impacts of climate change on amphibians distributions: A life-history and biogeographic-based approach. *Frontiers in Ecology and Evolution*, 10, 1–12. <https://doi.org/10.3389/fevo.2022.987237>
 8. 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), 1604–1619. <https://doi.org/10.1111/jzs.12503>
 9. Araújo, M. B., Alagador, D., Cabeza, M., Nogués-Bravo, D., & Thuiller, W. (2011). Climate change threatens European conservation areas. *Ecology Letters*, 14(5), 484–492. <https://doi.org/10.1111/j.1461-0248.2011.01610.x>
 10. Araújo, M. B., Lobo, J. M., & Moreno, J. C. (2007). The effectiveness of Iberian protected areas in conserving terrestrial biodiversity. *Conservation Biology*, 21(6), 1423-1432. <https://doi.org/10.1016/j.pecon.2018.03.001>
 11. Arponen, A. (2012). Prioritizing species for conservation planning. *Biodiversity and Conservation*, 21(4), 875–893. <https://doi.org/10.1007/s10531-012-0242-1>
 12. Borowiec, M. L., Dikow, R. B., Frandsen, P. B., McKeeken, A., Valentini, G., & White, A. E. (2022). Deep learning as a tool for ecology and evolution. *Methods in Ecology and Evolution*, 13(8), 1640-1660. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13901>
 13. Brun, P., Karger, D. N., Zurell, D., Descombes, P., De Witte, L. C., De Lutio, R., Wegner, J. D., & Zimmermann, N. E. (2023). Rank-based deep learning from

29. Farashi, A., & Shariati, M. (2017). Biodiversity hotspots and conservation gaps in Iran. *Journal for nature conservation*, 39, 37-57. <https://doi.org/10.1016/j.jnc.2017.06.003>
30. 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), 4302-4315. <https://doi.org/10.1002/joc.5086>
31. Garcia, C. A., Savilaakso, S., Verburg, R. W., Stoudmann, N., Fernbach, P., Sloman, S. A., ... & Waeber, P. O. (2022). Strategy games to improve environmental policymaking. *Nature Sustainability*, 5(6), 464-471. <https://doi.org/10.1038/s41893-022-00881-0>
32. Ghane-ameleh, S., Khosravi, M., & Saberi-pirooz, R. (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(e01839). <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2021.e01839>
33. Ghyoumi, R., Ebrahimi, E., & Mousavi, S. M. (2022). Dynamics of mangrove forest distribution changes in Iran. *Journal of Water and Climate Change*, 13(6), 2479-2489. <https://doi.org/10.2166/wcc.2022.069>
34. Gorenflo, L. J., & Brandon, K. (2006). Key human dimensions of gaps in global biodiversity conservation. *BioScience*, 56(9), 723-731. [https://doi.org/10.1641/0006-3568\(2006\)56\[723:KHD0GI\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1641/0006-3568(2006)56[723:KHD0GI]2.0.CO;2)
35. Guillera-Aroita, G., Lahoz-Monfort, J. J., Elith, J., Gordon, A., Kujala, H., Lentini, P. E., ... & Wintle, B. A. (2015). Is my species distribution model fit for purpose? Matching data and models to applications. *Global ecology and biogeography*, 24(3), 276-292. <https://doi.org/10.1111/geb.12268>
36. Guisan, A., & Thuiller, W. (2005). Predicting species distribution: offering more than simple habitat models. *Ecology letters*, 8(9), 993-1009. <https://doi.org/10.1111/j.1461-0248.2005.00792.x>
- Ecosystem Services. IPBES Secretariat: Bonn, Germany, May 2019, 22-47.
22. Eastman, J. R. (1999). Multi-criteria evaluation and GIS. *Geographical information systems*, 1(1), 493-502.
23. 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), 29-39. <https://doi.org/10.29252/nbr.9.1.29>
24. Ebrahimi, E., Araújo, M. B., & Naimi, B. (2023). Flood susceptibility mapping to improve models of species distributions. *Ecological Indicators*, 157, 111250. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.111250>
25. 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 (100997). <https://doi.org/10.1016/j.ecocom.2022.100997>
26. 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*, 101, 759-774. <https://doi.org/10.1007/s42991-021-00136-z>
27. Dormann, C., M. McPherson, J., B. Araújo, M., Bivand, R., Bolliger, J., Carl, G., G. Davies, R., Hirzel, A., Jetz, W., Daniel Kissling, W., Kühn, I., Ohlemüller, R., R. Peres-Neto, P., Reineking, B., Schröder, B., M. Schurr, F., & Wilson, R. (2007). Methods to account for spatial autocorrelation in the analysis of species distributional data: A review. *Ecography*, 30(5), 609-628. <https://doi.org/10.1111/j.2007.0906-7590.05171.x>
28. Fajardo, J., Lessmann, J., Bonaccorso, E., Devenish, C., & Muñoz, J. (2014). Combined use of systematic conservation planning, species distribution modelling, and connectivity analysis reveals severe conservation gaps in a megadiverse country (Peru). *Plos one*, 9(12), 1-23. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0114367>

44. Imbach, P., Molina, L., Locatelli, B., Roupsard, O., Ciais, P., Corrales, L., & Mahe, G. (2010). Climatology-based regional modelling of potential vegetation and average annual long-term runoff for Mesoamerica. *Hydrology and Earth System Sciences*, 14(10), 1801-1817. <https://doi.org/10.5194/hess-14-1801-2010>
45. Jenkins, C. N., Pimm, S. L., & Joppa, L. N. (2013). Global patterns of terrestrial vertebrate diversity and conservation. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 110(28), E2603–E2610. <https://doi.org/10.1073/pnas.1302251110>
46. Kafash, A., Ashrafi, S., Ohler, A., Yousefi, M., Malakoutikhah, S., Koehler, G., & Schmidt, B. R. (2018). Climate change produces winners and losers: Differential responses of amphibians in mountain forests of the Near East. *Global Ecology and Conservation*, 16, e00471. <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2018.e00471>
47. Karimi, A., Yazdandad, H., & Reside, A. E. (2023). Spatial conservation prioritization for locating protected area gaps in Iran. *Biological Conservation*, 279, 109902. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2023.109902>
48. Lelieveld, J., Hadjinicolaou, P., Kostopoulou, E., Chenoweth, J., El Maayar, M., Giannakopoulos, C., Hannides, C., Lange, M. A., Tanarhte, M., Tyrlis, E., & Xoplaki, E. (2012). Climate change and impacts in the Eastern Mediterranean and the Middle East. *Climatic Change*, 114(3–4), 667–687. <https://doi.org/10.1007/s10584-012-0418-4>
49. Levin, S. A. (1992). The problem of pattern and scale in ecology. *Ecology*, 73(6), 1943–1967. <https://doi.org/10.2307/1941447>
50. Luo, Z., Wang, X., Yang, S., Cheng, X., Liu, Y., & Hu, J. (2021). Combining the responses of habitat suitability and connectivity to climate change for an East Asian endemic frog. *Frontiers in Zoology*, 18(1), 1–15. <https://doi.org/10.1186/s12983-021-00398-w>
37. Harris, D. J., Taylor, S. D., & White, E. P. (2018). Forecasting biodiversity in breeding birds using best practices. *PeerJ*, 2018 (e4278). <https://doi.org/10.7717/peerj.4278>
38. Hof, C., Araújo, M. B., Jetz, W., & Rahbek, C. (2011). Additive threats from pathogens, climate and land-use change for global amphibian diversity. *Nature*, 480(7378), 516–519. <https://doi.org/10.1038/nature10650>
39. Hoffmann, S., Irl, S. D. H., & Beierkuhnlein, C. (2019). Predicted climate shifts within terrestrial protected areas worldwide. *Nature Communications*, 10(1), 1–10. <https://doi.org/10.1038/s41467-019-12603-w>
40. Hofmeister, J., Hošek, J., Brabec, M., Dvořák, D., Beran, M., Deckerová, H., Burel, J., Kříž, M., Borovička, J., Běák, J., Vašutová, M., Malíček, J., Palice, Z., Syrovátková, L., Steinová, J., Černajová, I., Holá, E., Novozámská, E., Čížek, L., Svoboda, T. (2015). Value of old forest attributes related to cryptogam species richness in temperate forests: A quantitative assessment. *Ecological Indicators*, 57, 497–504. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2015.05.015>
41. Holt, B. G., Lessard, J. P., Borregaard, M. K., Fritz, S. A., Araújo, M. B., Dimitrov, D., Fabre, P. H., Graham, C. H., Graves, G. R., Jønsson, K. A., Nogués-Bravo, D., Wang, Z., Whittaker, R. J., Fjeldså, J., & Rahbek, C. (2013). An update of Wallace's zoogeographic regions of the world. *Science*, 339(6115), 74–78. <https://doi.org/10.1126/science.1228282>
42. Hughes, A. C. (2023). The Post-2020 Global Biodiversity Framework: How did we get here, and where do we go next?. *Integrative Conservation*, 2(1), 1-9. <https://doi.org/10.1002/inc3.16>
43. 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), 347-352. <https://doi.org/10.1016/j.chnaes.2020.06.001>

58. Naimi, B. (2015). *usdm*: Uncertainty analysis for species distribution models. Version 1.1-12. <https://doi.org/10.32614/CRAN.package.usdm>
59. 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), 5654-5666. <https://doi.org/10.1111/gcb.16310>
60. Naimi, B., Hamm, N. A., Groen, T. A., Skidmore, A. K., & Toxopeus, A. G. (2014). Where is positional uncertainty a problem for species distribution modelling?. *Ecography*, 37(2), 191-203. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0587.2013.00205.x>
61. Nenzén, H. K., & Araújo, M. B. (2011). Choice of threshold alters projections of species range shifts under climate change. *Ecological Modelling*, 222(18), 3346-3354. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2011.07.011>
62. Poggio, L., Simonetti, E., & Gimona, A. (2018). Enhancing the WorldClim data set for national and regional applications. *Science of the Total Environment*, 625, 1628-1643. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.12.258>
63. Post-2020 Global Biodiversity Framework. (2021). First Draft of the Post-2020 Global Biodiversity. <https://www.unep.org>
64. Rodrigues, A. S., Akcakaya, H. R., Andelman, S. J., Bakarr, M. I., Boitani, L., Brooks, T. M., ... & Yan, X. (2004). Global gap analysis: priority regions for expanding the global protected-area network. *BioScience*, 54(12), 1092-1100. [https://doi.org/10.1641/0006-3568\(2004\)054\[1092:GGAPRF\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1641/0006-3568(2004)054[1092:GGAPRF]2.0.CO;2)
65. Scott, J. M., Davis, F., Csuti, B., Noss, R., Butterfield, B., Groves, C., ... & Wright, R. G. (1993). Gap analysis: a geographic approach to protection of biological diversity. *Wildlife Monographs*, 3-41. <https://www.jstor.org/stable/3830788>
66. Scott, J. M., Murray, M., Wright, R. G., Csuti, B., Morgan, P., & Pressey, R. L. (2000). Systematic conservation planning. *Nature*, 405(6783), 243-253. <https://doi.org/10.1038/35012251>
51. Margules, C. R., & Pressey, R. L. (2000). Systematic conservation planning. *Nature*, 405(6783), 243-253. <https://doi.org/10.1038/35012251>
52. Marquet, P. A. (2017). Integrating macroecology through a statistical mechanics of adaptive matter. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 114 (40), 10523-10525. <https://doi.org/10.1073/pnas.1713971114>
53. Martínez-López, J., Martínez-Fernández, J., Naimi, B., Carreño, M. F., & Esteve, M. A. (2015). An open-source spatio-dynamic wetland model of plant community responses to hydrological pressures. *Ecological Modelling*, 306, 326-333. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2014.11.024>
54. Maxwell, S. L., Cazalis, V., Dudley, N., Hoffmann, M., Rodrigues, A. S. L., Stolton, S., Visconti, P., Woodley, S., Kingston, N., Lewis, E., Maron, M., Strassburg, B. B. N., Wenger, A., Jonas, H. D., Venter, O., & Watson, J. E. M. (2020). Area-based conservation in the twenty-first century. *Nature*, 586(7828), 217-227. <https://doi.org/10.1038/s41586-020-2773-z>
55. Mi, C., Ma, L., Yang, M., Li, X., Meiri, S., Roll, U., Oskyrko, O., Pincheira-Donoso, D., Harvey, L. P., Jablonski, D., Safaei-Mahroo, B., Ghaffari, H., Smid, J., Jarvie, S., Kimani, R. M., Masroor, R., Kazemi, S. M., Nneji, L. M., Fokoua, A. M. T., ... Du, W. (2023). Global Protected Areas as refuges for amphibians and reptiles under climate change. *Nature Communications*, 14(1). <https://doi.org/10.1038/s41467-023-36987-y>
56. 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. *Ecol Inf* 52, 7-13. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2019.04.003>
57. Moreno, A., & Hasenauer, H. (2016). Spatial downscaling of European climate data. *International Journal of Climatology*, 36(3). <https://doi.org/10.1002/joc.4436>

- N. J., Chenery, A. M., & Cheung, W. W. L. (2014). A mid-term analysis of progress toward international biodiversity targets. *Science*, 346(6206), 241–243. <https://doi.org/10.1126/science.1257484>
72. UNEP-WCMC, IUCN and NGS (2018). Protected Planet Report 2018. UNEP-WCMC, IUCN and NGS: Cambridge UK; Gland, Switzerland; and Washington, D.C., USA.
73. Wüest, R. O., Zimmermann, N. E., Zurell, D., Alexander, J. M., Fritz, S. A., Hof, C., Kreft, H., Normand, S., Cabral, J. S., Szekely, E., Thuiller, W., Wikelski, M., & Karger, D. N. (2020). Macroecology in the age of Big Data – Where to go from here? *Journal of Biogeography*, 47(1), 1–12. <https://doi.org/10.1111/jbi.13633>
74. Yigini, Y.; Panagos, P. (2016). Assessment of soil organic carbon stocks under future climate and land cover changes in Europe. *Science of the Total Environment*, 557, 838-850. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.03.085>
75. Zhu, G., Papeş, M., Giam, X., Cho, S. H., & Armsworth, P. R. (2021). Are protected areas well-sited to support species in the future in a major climate refuge and corridor in the United States? *Biological Conservation*, 255 (108982). <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2021.108982>
76. 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), 744–751. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13152>
- (2001). Representation of natural vegetation in protected areas: capturing the geographic range. *Biodiversity & Conservation*, 10, 1297-1301. <https://doi.org/10.1023/A:1016647726583>
67. 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 Dagh Mountains for a Near Threatened avian scavenger. *Avian Biology Research*, 14(1), 18–26. <https://doi.org/10.1177/1758155920962750>
68. Silva, A.F. da, Malhado, A. C. M., Correia, R.A., Ladle, R. J., Vital, M. V. C., & Mott, T. (2020). Taxonomic bias in amphibian research: Are researchers responding to conservation need? *Journal for Nature Conservation*, 56, 125829. <https://doi.org/10.1016/j.jnc.2020.125829>
69. Thomas, C. D., Cameron, A., Green, R. E., Bakkenes, M., Beaumont, L. J., Collingham, Y. C., Erasmus, B. F. N., Ferreira De Siqueira, M., Grainger, A., Hannah, L., Hughes, L., Huntley, B., Van Jaarsveld, A. S., Midgley, G. F., Miles, L., Ortega-Huerta, M. A., Peterson, A. T., Phillips, O. L., & Williams, S. E. (2004). Extinction risk from climate change. *Nature*, 427(6970), 145–148. <https://doi.org/10.1038/nature02121>
70. Titley, M. A., Snaddon, J. L., & Turner, E. C. (2017). Scientific research on animal biodiversity is systematically biased towards vertebrates and temperate regions. *Plos One*, 12(12). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0189577>
71. 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,



پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی