جنگل و فرآورده‌های چوب، مجلهٔ منابع طبیعی ایران
دورهٔ ۷۵، شمارهٔ ۱، بهار ۱۴۰۱
ص ۳۹-۵۰ (پژوهشی)
دانشکده منابع طبیعی
دانشگاه تهران
DOI: 10.22059/jfwp.2021.324533.1169

پیش‌بینی خصوصیات محیطی رویشگاه با استفاده از ترکیب پوشش گیاهی

امید اسماعیل‌زاده [1*]، میثم صوفی [2]، رزگار دارواند [3]

۱. دانشیار، گروه علوم و مهندسی جنگل، دانشکدهٔ منابع طبیعی، دانشگاه تربیت مدرس، نور، ایران
۲. دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه علوم و مهندسی جنگل، دانشکدهٔ منابع طبیعی دانشگاه تربیت مدرس، نور، ایران
۳. دانشجوی دکتری، گروه علوم و مهندسی جنگل، دانشکدهٔ منابع طبیعی، دانشگاه تربیت مدرس، نور، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۳/۰۵، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۸/۲۰

چکیده

در این پژوهش کارایی دو روش نزدیک‌ترین همسایه (KNN) و میانگین وزنی (WA) در برآورد غیرمستقیم خصوصیات محیطی جوامع گیاهی ارزیابی شد. برای این منظور از اطلاعات ترکیب پوشش گیاهی ۳۲۴ قطعه‌نمونهٔ ۴۰۰ متر مربعی مربوط به پایگاه اطلاعاتی سرخدار در جنگل‌های هیرکانی استفاده شد. سپس با استفاده از دو روش KNN و WA و دو سری از اطلاعات ترکیب پوشش گیاهی (حضور- غیاب و درصد تاج‌پوشش) و مقادیر اولیهٔ داده‌های محیطی، به برآورد غیرمستقیم متغیرهای محیطی (ارتفاع از سطح دریا، شیب و جهت دامنه، درصد کربن آلی، درصد ازت، درجهٔ واکنش و بافت خاک) در هر قطعه‌نمونه پرداخته شد. صحت‌سنجی مدل‌ها با استفاده از تحلیل رگرسیون و مقدار عددی ضریب تبیین انجام گرفت. نتایج برآورد خصوصیات محیطی در رویشگاه‌های بررسی‌شده نشان داد که استفاده از روش KNN به کمک داده‌های درصد تاج‌پوشش گونه‌ها به‌دلیل بهره‌مندی از بیشترین مقدار ضریب تبیین در مقایسه با سه حالت دیگر اولویت دارد. برآورد نقطه‌ای متغیرها با استفاده از دو رویکرد متفاوت درون‌یابی (KNN) و برون‌یابی (WA) عامل اصلی اختلاف این دو روش ارزیابی شد. عملکرد مناسب‌تر روش KNN در برآورد نقطه‌ای خصوصیات محیطی نسبت به روش WA به‌دلیل استفاده از اطلاعات محیطی قطعات‌نمونه با بیشترین درجهٔ مشابهت ترکیب گونه‌ای نسبت به نقطهٔ مزبور است. درحالی که نتایج روش WA متأثر از دامنهٔ تغییرات متغیرهای محیطی در سطح کل رویشگاه است که سبب افزایش خطا در برآورد غیرمستقیم داده‌های محیطی می‌شود.

واژه‌های کلیدی: ارزش معرف، سرخدار، میانگین وزنی (WA)، نزدیک‌ترین همسایه (KNN).

مقدمه

تغییر در نرخ ویژگی‌های فیزیولوژیکی گیاهان از عوامل تأثیرگذار بر متغیرهای محیطی است که خود ریشه در صفات کارکردی[1] گیاهان دارند [۱-۴]. صفات کارکردی درکی فراتر از مفهوم گونه در فرآیند اجتماع‌پذیری جوامع گیاهی ارئه می‌دهند [۵، ۶]. اگرچه ماهیت صفات کارکردی در گونه‌ها و متغیرهای محیطی در قطعه‌نمونه مشاهده می‌شود [۷]، این صفات توانایی پیش‌بینی پاسخ گونه‌ها به تغییر شرایط محیطی را به‌خوبی نشان می‌دهند [۸، ۹]. به‌عبارت دیگر صفات کارکردی تأثیر مستقیم بر رشد، تولید مثل و زنده‌مانی گونه‌ها دارند [۱۰] و به‌صورت غیرمستقیم ارتباط و واکنش گونه‌ها با محیط را به‌خوبی نمایان می‌کنند که رویکردی قدرتمند برای پرداختن به سؤال‌های محیط زیستی است [۵].

* نویسنده مسئول، تلفن: ۰۱۱۴۴۹۹۸۰۸۲
Email: oesmailzadeh@modares.ac.ir
1. Functional trait

برایند صفات کارکردی گونه‌ها در بوم‌سازگان به‌دلیل تنوع مکانی متغیرهای محیطی در رویشگاه‌های مختلف متفاوت است. این تغییرپذیری در پراکندگی بسیاری از گونه‌های گیاهی در قسمت‌های خاصی از هر کدام از متغیرهای محیطی تأثیرگذار است [۱۱]. گونه‌ها شرایط محیطی‌ای را ترجیح می‌دهند که در آن بتوانند رشد، تولید مثل و زنده‌مانی بهینه داشته باشند. بنابراین هر گونه تا حد زیادی به دامنهٔ خاصی در امتداد یک شیب تغییرات محیطی محدود می‌شود و اعتقاد بر این است که هر گونه در محدودهٔ مشخصی از شرایط رویشگاهی یا آشیان اکولوژیک حضور پیدا می‌کند [۱۲].

هنگامی که اطلاعات کافی در مورد شیب تغییرات محیطی در دسترس نبوده و اندازه‌گیری متغیرهای محیطی مقدور نباشد، ترکیب پوشش گیاهی گزینه‌ای مطلوب برای پیش‌بینی متغیرهای محیطی محسوب می‌شود [۱۳]. ترکیب پوشش گیاهی توصیفی قابل اعتماد از مقادیر عوامل محیطی ارائه می‌دهد و شناخت و درک ما دربارهٔ عوامل محیطی را بهبود می‌بخشد [۱۴]. کاربرد بررسی پوشش گیاهی به‌مثابهٔ نوعی ابزار ارتباطی مناسب در برنامه‌ریزی، نظارت، حفاظت و مدیریت رویشگاه‌های طبیعی همواره مورد تأکید فراوان است [۱۵]. ایدهٔ اصلی بازسازی متغیرهای محیطی[1] استفاده از اطلاعات قطعات‌نمونهٔ مرجع[2] است. این رویکرد با عنوان توابع انتقال[3] مشهور است [۱۶]. روش میانگین وزنی[4] (WA) و K نزدیک‌ترین همسایه[5] (KNN) از مهم‌ترین توابع انتقال در برآورد متغیرهای محیطی هستند.

روش میانگین وزنی مقدار متغیرها را براساس ارزش معرف گونه و بهره‌گیری از اطلاعات قطعات‌نمونه‌ای که گونهٔ مزبور در آن حضور دارد برآورد می‌کند [۱۷]. در واقع میانگین وزنی بر این اساس شکل گرفته است که گونه‌ها در موقعیت‌های مختلف اکولوژی حضور پیدا می‌کنند و این موقعیت اکولوژی را با پارامترهایی مانند مرکز موقعیت اکولوژی[6] و عرض موقعیت اکولوژی[7] می‌توان مشخص کرد [۱۶]. اگر گونه‌ها در ارتباط با یک متغیر خاص محیطی توزیعی تک‌نمایی[8] به خود بگیرند، می‌توان بیان کرد که مرکز و عرض موقعیت اکولوژی به ترتیب بهینه[9] و حد آستانه[10] از توزیع هستند [۱۸]. ازآنجا که گونه‌ها تمایل به وفور زیاد در پلات‌هایی دارند که مقدار متغیر محیطی آن نزدیک به حد بهینهٔ خود است، تخمین بهینه با میانگین وزنی ساده‌ای از مقادیر متغیر محیطی در پلات‌هایی که گونه‌ها در آن وقوع می‌یابند به‌دست می‌آید که در اصطلاح به آن WA (Weighted Averaging) گفته می‌شود [۱۶، ۱۹].

روش KNN نیز از ساده‌ترین و مناسب‌ترین روش‌های تخمین متغیرهای محیطی است [۲۰] که در آن فرآیند تخمین براساس مقادیر اولیهٔ مشاهدات (قطعات‌نمونه) حائز بیشترین درجهٔ مشابهت ترکیب گونه‌ای هستند و به‌عنوان داده‌های آموزشی مدنظر قرار می‌گیرند [۲۱]. نقطهٔ شروع KNN اندازه‌گیری عدم تشابه نمونهٔ جدید و نمونهٔ موجود در مجموعهٔ آموزش است. بعد از محاسبهٔ فواصل، ماتریس عدم تشابه تشکیل می‌شود تا نزدیک‌ترین نمونه(ها) با کمترین عدم تشابه با نمونه‌های جدید پیدا شود. بازسازی متغیرهای محیطی را می‌توان فقط براساس نزدیک‌ترین همسایه انجام داد، اما معمول است که از میانگین یا میانگین وزنی نزدیک‌ترین نمونه‌ها استفاده شود. انتخاب k (تعداد همسایه) در مدل تا حدودی

1. Environmental variable reconstruction
2. Source plot
3. Transfer function
4. Weighted Averaging calibration
5. k-nearest neighbors
6. Niche centre
7. Niche breadth
8. Unimodal
9. Optima
10. Tolerance

دلخواه است، اما در حالت کلی بسته به اندازه و تنوع مجموعهٔ آموزش، ۵ تا ۱۰ مشاهده یا قطعه‌نمونه معمول است. تعداد کم k سبب ایجاد خطا در پیش‌بینی می‌شود و تعداد زیاد k موجب می‌شود که تنوع در مقیاس کوچک در نظر گرفته نشود که در نتیجه در مناطقی که تغییرات شرایط محیطی زیاد است ممکن است قسمتی از تغییرات را نادیده بگیرد [۱۶].

استفاده از دو روش WA و KNN برای تولید نقشهٔ پیش‌بینی حاصلخیزی خاک براساس ترکیب گونه‌های سرخس در جنگل بارانی آمازون در اکوادور توسط Siren و همکاران (۲۰۱۳) بررسی شد. در این پژوهش، نخست ارزش معرف گونه‌های سرخس برآورد شد و سپس از مقادیر ارزش معرف سرخس‌ها برای تخمین غلظت کاتیون خاک در مناطقی که فقط فهرست گونه‌های سرخس در دسترس بود استفاده شد [۲۲]. پیش‌بینی شیب‌های محیطی[1] با بهره‌گیری از ترکیب گونه‌های سرخس در برزیل با استفاده از روش KNN و میانگین وزنی انجام گرفت. در این پژوهش بهترین پیش‌بینی بین تعداد k=۴ تا k=۷ به‌دست آمد که به‌دلیل نبود تفاوت معنی‌دار نتایج k=۴ گزارش شد. ضریب تبیین دو روش KNN و میانگین وزنی که برمبنای دادهٔ پوشش و حضور و غیاب انجام گرفت بین ۰/۶۸ و ۰/۷۵ بود. از دیگر نتایج این تحقیق، پیش‌بینی با خطای کمتر روش میانگین وزنی برای داده‌های پوشش نسبت به روش KNN بود [۲۳]. همچنین Suominen و همکاران (۲۰۱۳) با به‌کارگیری دو روش مذکور به پیش‌بینی خصوصیات خاک با استفاده از ترکیب پوشش گیاهی در جنگل‌های بارانی غرب آمازون پرداختند. در این تحقیق مقادیر متغیرهای کلسیم، منیزیم با استفاده از دو روش KNN و میانگین وزنی با دقت خوب و متغیر پتاسیم با دقت متوسط و متغیرهای pH، فسفر، سدیم و آلومینیم با دقت متوسط تا ضعیف پیش‌بینی شد. تفاوت دقت پیش‌بینی دو مدل نیز ناچیز گزارش شد [۱۳]. توکلی و همکاران (۱۳۹۸) در ارزیابی رابطهٔ گونه- محیط (دو متغیر درجهٔ واکنش و ازت کل خاک) با هدف پیش‌بینی ویژگی‌های خاک در جنگل آموزشی- پژوهشی دانشگاه تربیت مدرس نشان دادند که روش میانگین وزنی بر روش منحنی گونه‌ها براساس پاسخ HOF برتری دارد [۲۴]؛ ولی تاکنون تحقیقی مبنی بر استفاده از دو روش KNN و WA برای پیش‌بینی خصوصیات محیطی در جوامع گیاهی داخل کشور انجام نگرفته است. هدف این تحقیق، ارزیابی کیفیت این دو روش در پیش‌بینی خصوصیات محیطی رویشگاهی با استفاده از دو سری از اطلاعات ترکیب پوشش گیاهی (حضور- غیاب و درصد تاج‌پوشش گونه‌ها) است.

مواد و روش‌ها

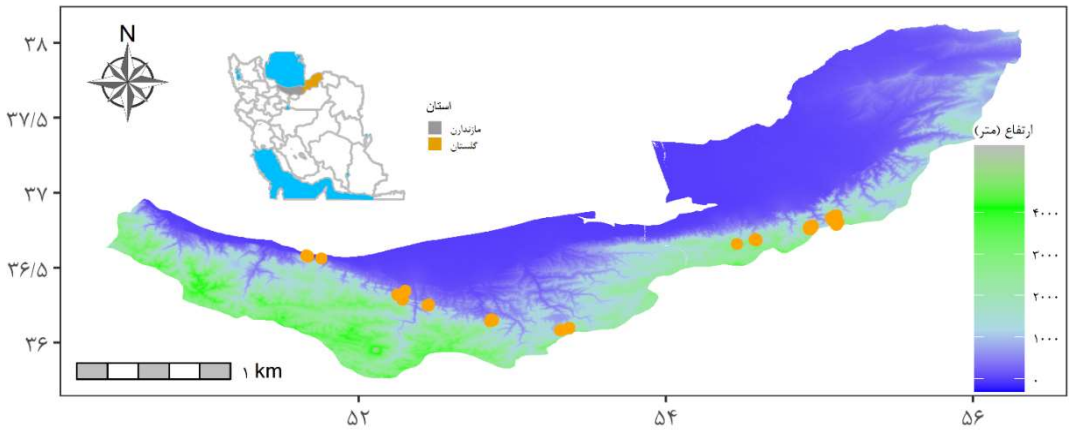
منطقهٔ پژوهش

برای اجرای این پژوهش از پایگاه اطلاعاتی دادهٔ ترکیب گیاهی جنگل‌های سرخدار در هیرکانی مرکزی و شرقی در دو استان مازندران و گلستان (شکل ۱) استفاده شد. مناطق نمونه‌برداری در استان گلستان شامل افراتخته، درهٔ سیاه رودبار، توسکستان، درهٔ زیارت و جهان‌نما و در استان مازندران شامل سنگده ساری، جنگل‌های غرب و شرق هراز (آمل) و مزگای نوشهر بوده است [۲۵].

جمع‌آوری داده‌های ترکیب گونه‌ای

۳۲۴ قطعه‌نمونهٔ ۴۰۰ متر مربعی به روش انتخابی [۲۶] در جنگل‌های سرخدار هیرکانی مرکزی و شرقی پیاده شد. در هر قطعه‌نمونه فهرست همهٔ گونه‌های گیاهی به‌همراه میزان وفور یا درصد تاج‌پوشش آنها به‌صورت تخمینی و براساس ضرایب غلبه- وفور وان در مارل (۰: غایب، ۱: ۰-۱، ۲: ۱/۵-۲، ۳: ۵-۲/۵، ۴: ۵/۵-۱۲، ۵: ۵-۱۲/۲۵، ۶: ۲۵-۵۰، ۷: ۵۰-۷۵، ۸: ۷۵-۱۰۰ درصد) ثبت شد [۲۵].

1. Gradiant



شکل ۱. پراکنش قطعات‌نمونه در دو استان مازندران و گلستان (نقاط نارنجی)

نمونه‌برداری از عوامل محیطی

در هر قطعه‌نمونه، مشخصات محیطی شامل موقعیت جغرافیایی، ارتفاع از سطح دریا، شیب و جهت دامنه به‌ترتیب با استفاده از قطب‌نما، شیب‌سنج و سامانه تعیین موقعیت جهانی (GPS) ثبت شد. به‌منظور استفاده از معیار جهت دامنه در تجزیه و تحلیل‌های چندمتغیره شامل دو رابطهٔ (Cos A+1) و (Sin A+1) استفاده شد که در آن A آزیموت دامنه از بالا به پایین است که به‌ترتیب به متغیرهای کمّی شمال‌گرایی[1] و شرق‌گرایی[2] با دامنهٔ تغییرات صفر (جهت جنوبی و غربی) تا ۲ (جهت شمالی و شرقی) تبدیل شد [۲۷]. همچنین در هر قطعه‌نمونه در زیر لایهٔ لاشبرگ با استفاده از متهٔ اوگر به قطر ۵ سانتی‌متر، سه نمونه خاک تا عمق ۲۰ سانتی‌متری برداشت شد. برای هر یک از نمونه‌ها برخی ویژگی‌های شیمیایی و فیزیکی شامل بافت خاک (به روش هیدرومتری بایکاس)، درجهٔ واکنش خاک (به‌وسیلهٔ دستگاه pH متر و به‌کارگیری مخلوط ۲/۵ :۱ خاک و آب مقطر)، نیتروژن کل (٪) (به‌روش کجلدال[3])، مادهٔ آلی (٪) (به‌روش والکی بلاک) اندازه‌گیری شد [۲۸].

روش بررسی

برای پیش‌بینی متغیرهای محیطی از دو روش k-نزدیک‌ترین همسایه (KNN) و کالیبراسیون میانگین وزنی (WA) با معکوس انقباض[4] که از روش‌های متداول در بوم‌شناسی دیرینه[5] است استفاده شد. KNN نوعی روش غیرپارامتری (رابطهٔ ۱) است که مقدار یک متغیر محیطی را در یک قطعه‌نمونه براساس مقدار متوسط متغیر مذکور در k قطعه‌نمونهٔ نزدیک تخمین می‌زند [۱۳، ۲۳]. نقطهٔ شروع روش KNN اندازه‌گیری عدم تشابه نمونهٔ جدید با نمونه‌های موجود در مجموعهٔ آموزش است. با توجه به ماهیت داده‌ها از دو شاخص تشابه بری- کورتیس[6] و سورنسون[7] به‌ترتیب برای داده‌های درصد تاج‌پوشش و حضور- غیاب گونه‌ها استفاده شد. در ادامه برای اجرای این روش، ماتریس عدم تشابه تشکیل می‌شود تا جست‌وجو برای یافتن نزدیک‌ترین نمونه(ها) با کمترین عدم تشابه با نمونهٔ جدید انجام گیرد. مقدار عددی k (تعداد قطعه‌نمونهٔ همسایه) از یک تا n (تعداد کل قطعات‌نمونه) ممکن است تغییر کند که در هر دو صورت به تغییر خطای برآورد معیار مجذور مربعات خطا[8] یا

1. Northness
2. Eastness
3. Kjeldahl

4. Invers deshrinking
5. Paleoecology
6. Bray-Curtis
7. Sørensen
8. Root mean square of error

RMSE منجر می‌شود. به‌طور معمول توصیه می‌شود که مقدار عددی k بین ۳ تا ۸ باشد.

$$V_{KNN} = \frac{\sum_{j=1}^{K} C_{sj} V_j}{\sum_{j=1}^{K} C_{sj}} \qquad (۱)$$

V_{KNN}: برآورد متغیر V در نقطهٔ مورد نظر؛ V: مقدار عددی در قطعه‌نمونهٔ همسایهٔ j (تعداد قطعه‌نمونهٔ همسایه j=۱ تا k است. C_{sj}: مجاورت یا تشابه قطعه‌نمونه‌های همسایه j تا نقطهٔ مورد نظر؛ C_{sj} با استفاده از تابع سورنسون یا کورتیس انجام شود.

روش WA هنگامی که شیب‌های محیطی گسترده باشد و پاسخ گونه‌ها به آنها از توزیع نرمال پیروی کند، قابلیت استفادهٔ گسترده دارد. این روش متغیرهای محیطی را در دو مرحله پیش‌بینی می‌کند. ابتدا با بهره‌گیری از میانگین وزنی مقادیر متغیرهای محیطی در قطعات‌نمونهٔ مرجع، ارزش معرف هر گونه برآورد می‌شود (رابطهٔ ۲)؛ سپس با استفاده از میانگین ارزش معرف هر گونه مقدار متغیر محیطی، در پلات‌های جدید برآورد می‌شود. در هر دو مرحله وفور گونه‌ها وزن در نظر گرفته می‌شود (رابطهٔ ۳).

$$\hat{u}_k = \frac{\sum_{i=1}^{n} y_{ik} x_i}{\sum_{i=1}^{n} y_{ik}} \qquad (۲)$$

$$\hat{x}_0 = \frac{\sum_{k=1}^{m} y_{ik} \hat{u}_k}{\sum_{k=1}^{m} y_{ik}} \qquad (۳)$$

$\hat{u}_k$: مقدار بهینهٔ گونهٔ k؛ y_{ik}: وفور گونه i در قطعه‌نمونهٔ k؛ i=۱: اگر گونهٔ i در قطعه‌نمونهٔ k حضور یابد و i=۰: اگر گونهٔ i در قطعه‌نمونهٔ k حضور نیابد؛ xi: متغیر محیطی در پلات i؛ $\hat{x}_0$: مقدار پیش‌بینی‌شدهٔ متغیر محیطی مورد نظر

با توجه به اینکه روش میانگین وزنی، فرآیند میانگین‌گیری دومرحله‌ای است (مرحلهٔ نخست، برآورد ارزش معرف گونه‌هاست و سپس پیش‌بینی متغیرهای محیطی انجام می‌گیرد)، دامنهٔ تغییرات متغیرهای محیطی در داده‌های برآوردی نسبت به داده‌های اولیه کاهش پیدا می‌کند. از این‌رو استفاده از نوعی روش تبدیل به‌منظور اصلاح دامنهٔ مقادیر داده‌های برآوردی و انطباق آن بر دامنهٔ مقادیر داده‌های اولیه ضرورت می‌یابد. برای این منظور از روش تبدیل یکنواخت (رابطهٔ ۴) استفاده شد [۱۶].

$$observed = \beta_0 - f_1(wa_{est}) + \varepsilon \qquad (۴)$$

observed: مقدار متغیر محیطی نهایی؛ β_0: عرض از مبدأ؛ wa_{est}: مقدار متغیر محیطی اولیه؛ $f1$: شیب خط در تابع یکنواخت و ε: تفاوت مقدار متغیر محیطی واقعی و برآوردشده است.

روش WA برای بازسازی متغیرهای محیطی در شرایط برابری ارزش معرف همهٔ گونه‌ها استفاده می‌شود. با این‌حال مشاهدات نشان می‌دهد که برخی از گونه‌ها ممکن است شاخص‌های بهتری از گونه‌های دیگر باشند. ازآنجا که گونه‌های دارای دامنهٔ بوم شناختی باریک نسبت به گونه‌های دارای دامنهٔ اکولوژیک وسیع‌تر وفاداری بیشتری به خصوصیات محیطی نشان می‌دهند، در تابع برآورد خصوصیات محیطی هر قطعه‌نمونه با استفاده از مقادیر ارزش معرف گونه‌ها، گونه‌های گیاهی با وزن مشابهی دخالت داده نشدند. بلکه تابع برآورد متغیرهای محیطی در هر قطعه‌نمونه با بهره‌گیری از تابع مربعات حد آستانه اصلاح شد [۱۷]. بنابراین گونه‌های دارای حد آستانهٔ وسیع، حائز وزن کمتری[1] از گونه‌های دارای حد آستانهٔ باریک‌تر می‌شوند. البته به‌منظور حذف اثر اریبی مقادیر برآوردی حد آستانه (tk) بر تابع $(1-1/N2)^2$ تقسیم شد. N2 تعداد وقوع گونه است.

1. Down-weighting

$$\hat{x}_0 = \frac{\sum_{k=1}^{m} \frac{y_{ik}\hat{u}_k}{t_k^2}}{\sum_{k=1}^{m} \frac{y_{ik}}{t_k^2}} \quad (۵)$$

$$t_k = \left[\frac{\sum_{i=1}^{n} y_{ik}(x_i - \hat{u}_k)^2}{\sum_{i=1}^{n} y_{ik}} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (۶)$$

$\hat{x}_0$: مقدار پیش‌بینی‌شدهٔ متغیر محیطی مورد نظر؛ $\hat{u}_k$: مقدار بهینهٔ گونهٔ k؛ y_{ik}: وفور گونهٔ i در قطعه‌نمونهٔ k؛ t_k؛ تخمین میانگین وزنی برای حد آستانهٔ گونهٔ k؛ i=۱: اگر گونهٔ i در قطعه‌نمونهٔ k حضور یابد و i=۰: اگر گونهٔ i در قطعه‌نمونهٔ k حضور نیابد؛ xi: متغیر محیطی در قطعه‌نمونهٔ i

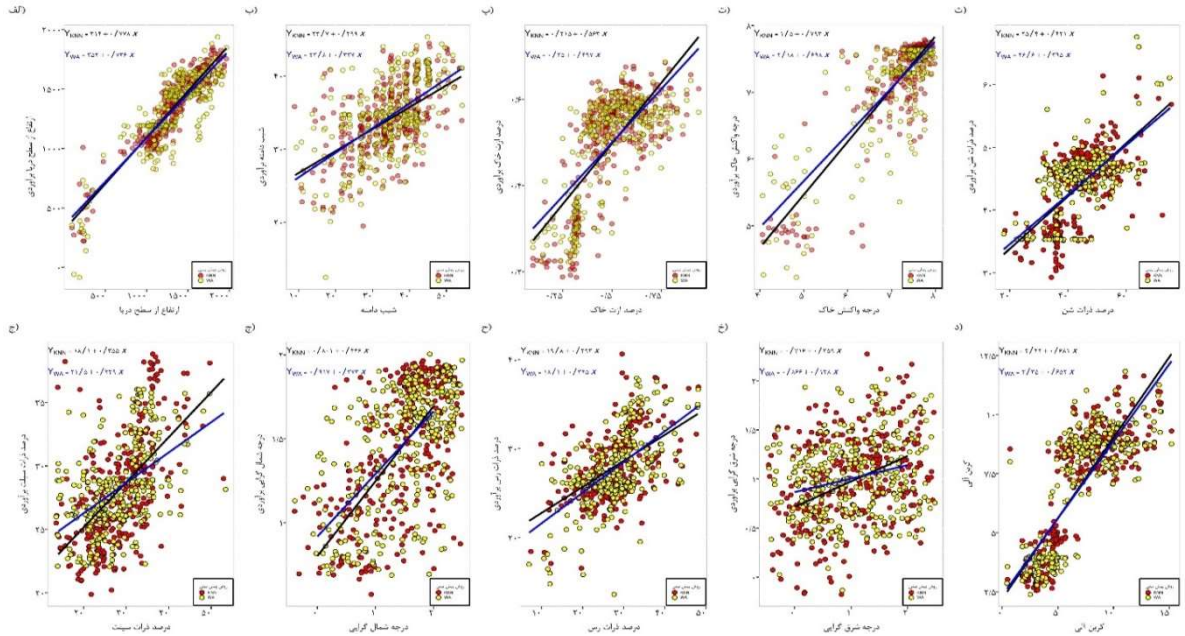
دقت پیش‌بینی با اعتبارسنجی متقابل برای هر متغیر محیطی به‌صورت جداگانه با استفاده از leave-one-out برای روش WA و بوت‌استرپ برای روش KNN بررسی شد. در هر دو روش برآورد متغیرهای محیطی (KNN و WA) از دو سری از داده‌ها شامل درصد تاج‌پوشش و حضور و غیاب استفاده شد. همهٔ تجزیه‌وتحلیل‌های آماری با استفاده از رابط RStudio (نسخهٔ R version 4.0.3) در نرم‌افزار R انجام گرفت. KNN، WA و محاسبات مربوط به گونه‌های بهینه و حد آستانهٔ گونه‌ها با استفاده از بسته‌های Rioja، analogue و optimos.prime انجام پذیرفت [۲۹-۳۱].

نتایج و بحث

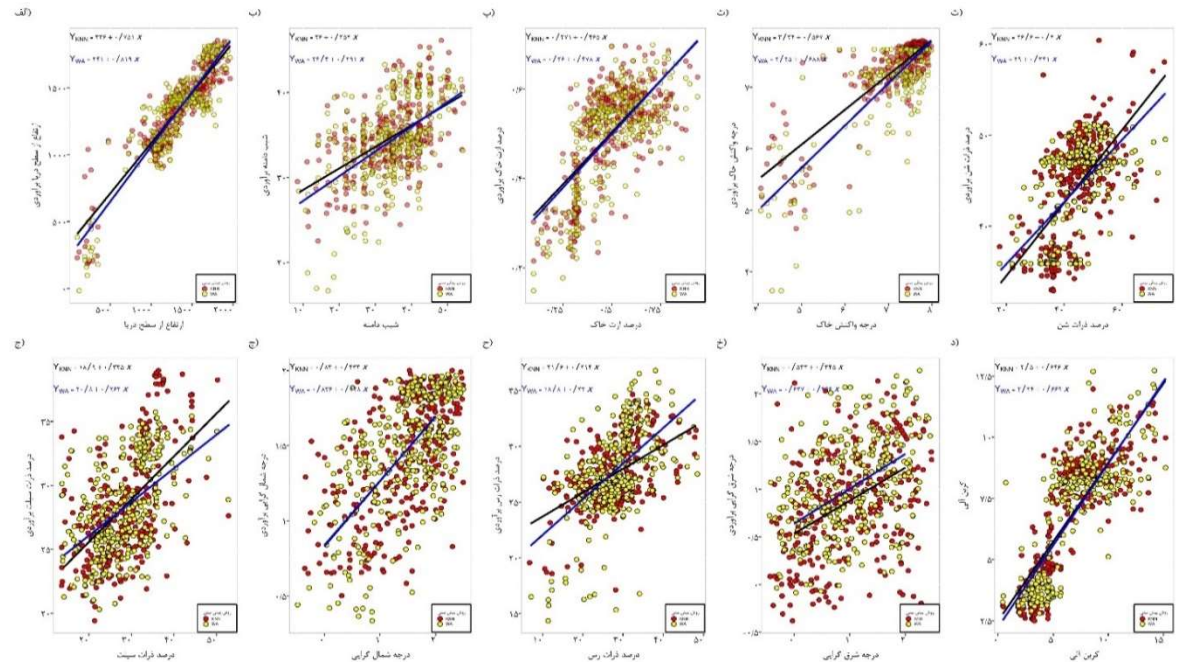
در ارزیابی مقادیر برآوردی خصوصیات محیطی جوامع گیاهی سرخدار با استفاده از نتایج تحلیل رگرسیون خطی مشخص شد که بهره‌گیری از روش KNN براساس داده‌های درصد تاج‌پوشش برای برآورد متغیرهای ارتفاع از سطح دریا (R^2=۰/۸۶) (شکل ۲- الف)، شیب دامنه (R^2=۰/۳) (شکل ۲- ب)، درصد ازت خاک (R^2=۰/۵۲) (شکل ۲- پ)، درجهٔ واکنش (R^2=۰/۷۷) (شکل ۲- ت)، درصد ذرات شن خاک (R^2=۰/۸۶) (شکل ۲- ث) و درصد ذرات سیلت خاک (R^2=۰/۳۴) (شکل ۲- ج) نسبت به سه حالت دیگر در اولویت است. نتایج همچنین نشان داد که استفاده از روش WA براساس داده‌های درصد تاج‌پوشش گونه‌های گیاهی فقط برای متغیر درصد ذرات رس خاک (R^2=۰/۳۴) (شکل ۲- ح) و در صورت استفاده از داده‌های حضور- غیاب گونه‌های گیاهی برای دو متغیر درجهٔ شرق‌گرایی (R^2=۰/۳۲) (شکل ۳- خ) و درصد کربن آلی خاک (R^2=۰/۶۹) (شکل ۳- د) نسبت به سه حالت دیگر در اولویت است. برای متغیر درجهٔ شمال‌گرایی نیز استفاده از روش KNN براساس داده‌های حضور- غیاب گونه‌ها (R^2=۰/۴۷) (شکل ۳- چ) نسبت به سه حالت دیگر در اولویت است. جدول ۱، عملکرد دو روش KNN و WA در برآورد خصوصیات محیطی جوامع گیاهی سرخدار براساس دو سری از اطلاعات درصد تاج‌پوشش یا حضور- غیاب گونه‌های گیاهی را نشان می‌دهد.

مقایسه مقادیر برآوردی خصوصیات محیطی که با استفاده از دو روش KNN و WA گزارش شدند با مقادیر اولیهٔ آنها مشخص کرد که روش KNN براساس داده‌های درصد تاج‌پوشش گونه‌ها به‌دلیل بهره‌مندی از بیشترین مقدار ضریب تبیین نسبت به سه حالت دیگر در اولویت است. تخمین مناسب‌ترین تابع KNN نسبت به تابع WA ممکن است ناشی از ماهیت روش KNN در برآورد نقطه‌ای متغیرها باشد. زیرا در برآورد هر یک از متغیرهای محیطی در هر نقطه از یک رویشگاه با استفاده از روش KNN، فقط از مقادیر اولیهٔ مشاهدات حاوی بیشترین درجهٔ تشابه گونه‌ای با نقطهٔ مدنظر استفاده می‌شود؛ بنابراین پرواضح است که تقریب عددی هر یک از متغیرهای محیطی توسط برآوردگر KNN با مقادیر اولیهٔ آن از اختلاف کمتری برخوردار است. این درحالی است که در روش دومرحله‌ای میانگین وزنی، همهٔ مقادیر عددی مشاهدات اولیه که گونهٔ مورد نظر در آن وقوع می‌یابد، مدنظر قرار می‌گیرد. به‌عبارت دیگر در روش برآورد رابطهٔ

گونه- محیط با استفاده از میانگین وزنی (مرحلۀ اول این روش)، ارزش معرف گونه‌ها با استفاده از روش برون‌یابی برآورد می‌شوند. ازآنجا که ممکن است یک گونه در دامنۀ گسترده‌ای از شیب تغییرات یک متغیر محیطی وقوع یابد، احتمال تفاوت متوسط مقادیر ارزش معرف برآوردی با مقدار واقعی آن در یک نقطه از رویشگاه افزایش خواهد یافت که سبب بروز خطا در برآورد غیرمستقیم متغیر مزبور در مرحلۀ دوم روش میانگین وزنی خواهد شد.



شکل ۲. گزارش رگرسیون خطی در ارزیابی کیفی مقادیر برآوردی شاخص‌های محیطی با استفاده از دو تابع KNN و WA براساس داده‌های درصد تاج‌پوشش گونه‌های گیاهی



شکل ۳. گزارش رگرسیون خطی در ارزیابی کیفی مقادیر برآوردی شاخص‌های محیطی با استفاده از دو تابع KNN و WA براساس داده‌های حضور- غیاب گونه‌های گیاهی

جدول ۱. عملکرد دو روش KNN و WA در برآورد خصوصیات محیطی جوامع گیاهی سرخدار

خصوصیات محیطی	درصد تاج‌پوشش گونه‌ها		حضور- غیاب گونه‌ها	
	KNN	WA	KNN	WA
شرق‌گرایی	۰/۲۱	۰/۱۲	۰/۲۸	**۰/۳۲**
درجهٔ شمال‌گرایی	۰/۴۵	۰/۳۵	**۰/۴۷**	۰/۴۳
ارتفاع از سطح دریا	**۰/۸۶**	۰/۷۵	۰/۸۵	۰/۷۵
درصد شیب دامنه	**۰/۳۳**	۰/۲۹	۰/۲۳	۰/۲۸
درصد کربن آلی خاک	۰/۶۸	۰/۶۳	۰/۶۵	**۰/۶۹**
درصد ازت خاک	**۰/۵۲**	۰/۴۸	۰/۴۷	۰/۴۸
درجهٔ واکنش خاک	**۰/۷۷**	۰/۵۹	۰/۷۲	۰/۵۵
درصد ذرات رس خاک	۰/۲۹	**۰/۳۵**	۰/۲۸	۰/۳۱
درصد ذرات شن	**۰/۴۱**	۰/۳۳	۰/۲۹	۰/۳۹
درصد ذرات سیلت	**۰/۳۳**	۰/۲۱	۰/۳۰	۰/۲۸

اعداد بدنهٔ جدول، ضریب تبیین رگرسیون خطی مقادیر برآوردشدهٔ دو روش با مقادیر عددی اولیه هر یک از متغیرهای محیطی است. بیشترین مقدار عددی ضریب تبیین گزارش‌شدهٔ دو روش در دو حالت نوع دادهٔ پوشش گیاهی برای هر متغیر محیطی به‌صورت برجسته مشخص است.

از سوی دیگر وقوع گونه‌ها تحت تأثیر یک عامل بوم‌شناختی نیست، بلکه برایند مجموع خصوصیات بوم‌شناختی در یک منطقه بر وقوع یا غیاب گونه‌ها مؤثر است، از این‌رو ممکن است محدودیت یک عامل بوم‌شناختی در یک رویشگاه توسط دیگر عوامل بوم‌شناختی جبران شود. برای مثال کم بودن عمق خاک و در نتیجه نبود دسترسی مناسب به منابع تغذیه‌ای در رطوبت خاک در شیب‌های تند شمالی توسط جریان‌های مرطوب شمالی و فتوسنتز بیشتر جبران می‌شود و زمینه برای حضور برخی از گونه‌ها در شیب‌های تند فراهم می‌آید؛ درصورتی که این گونه‌ها در شرایط عادی توانایی رشد و توسعه در دامنه‌های پرشیب را نخواهند داشت. بنابراین می‌توان گفت برآورد ارزش معرف گونه‌ها در بخش اول روش میانگین وزنی منطبق بر رویکرد تک‌متغیرهٔ برآورد گونه- محیط است که سبب می‌شود برآورد رابطهٔ گونه- محیط با استفاده از روش WA همواره با اشتباه مواجه باشد. در صورتی که در روش KNN به‌دلیل برآورد ماتریس همجواری قطعات‌نمونه براساس ترکیب گونه‌ای، مقادیر برآوردی هریک از متغیرهای محیطی با وضعیت موجود (مقادیر اولیه) همخوانی بیشتری خواهد داشت. همچنین ter Braak و Juggins (۱۹۹۳) اعتقاد دارند که روش میانگین وزنی، همواره مرتکب خطای بیش‌برآوردی و کم‌برآوردی به‌ترتیب برای مقادیر کمینه و بیشینهٔ هریک از متغیرهای تحت بررسی می‌شود. زیرا در این روش، برآورد خصوصیات محیطی در نتیجهٔ اجرای فرآیند میانگین‌گیری دومرحله‌ای انجام می‌گیرد که این کار دامنهٔ عددی متغیرهای برآوردی را کاهش می‌دهد [۱۳، ۳۲]. البته این مشکل در پژوهش حاضر به‌دلیل استفاده از روش تبدیل یکنواخت [۱۶] مرتفع شد.

مقایسهٔ اثر نوع داده (حضور و غیاب یا درصد تاج‌پوشش گونه‌ها) در ارزیابی کیفیت نتایج هر دو روش تخمین‌گر KNN و WA نشان داد که استفاده از داده‌های درصد تاج‌پوشش گونه‌ها سبب بهبود نتایج پیش‌بینی متغیرهای محیطی می‌شود. زیرا بهره‌گیری از معیار کمّی درصد تاج‌پوشش گونه‌ها سبب می‌شود در برآورد غیرمستقیم خصوصیات محیطی هر قطعه‌نمونه، سهم اثرگذاری هر یک از گونه‌ها در هر قطعه‌نمونه همسان نباشد، بلکه هر گونهٔ گیاهی به نسبت درصد تاج‌پوشش خود که تابعی از درجهٔ مطلوبیت رویشگاهی بر آن گونه محسوب می‌شود (افزایش درصد پوشش یک گونه نشان‌دهندهٔ تأمین نیازهای اکولوژیک آن گونه است) در این

ارزیابی مؤثر باشد. به دیگر سخن، وزن‌دار کردن مقادیر ارزش معرف محلی برآوردی هر یک از گونه‌ها براساس درصد تاج‌پوشش آنها سبب می‌شود که در برآورد غیرمستقیم خصوصیات محیطی قطعات‌نمونه، تأثیرگذاری مقادیر ارزش معرف محلی گونه‌های گیاهی آن **قطعه‌نمونه** برحسب مقادیر درصد تاج‌پوشش آنها باشد. در این زمینه گونه‌هایی که با درصد تاج‌پوشش بیشتر در هر **قطعه‌نمونه** حضور می‌یابند نسبت به گونه‌های دارای درصد تاج‌پوشش کمتر از سهم بیشتری در این ارزیابی برخوردارند.

بهره‌گیری از معیار درصد تاج‌پوشش گونه‌ها به‌جای معیار حضور- غیاب آنها در روش KNN نیز سبب می‌شود که سهم گونه‌های گیاهی در برآورد درجهٔ مشابهت قطعات‌نمونه یکسان نباشد، بلکه هر گونه براساس مقادیر درصد تاج‌پوشش خود (که بازتاب به‌نسبت مناسبی از درجهٔ مطلوبیت رویشگاهی را نشان می‌دهد) در این برآورد مؤثر است. از این‌رو نتایج حاصل از برآورد درجهٔ تشابه گونه‌ای با استفاده از مقادیر درصد تاج‌پوشش گونه‌ها با میزان تشابه بوم‌شناختی قطعات‌نمونه همسویی بیشتری دارد که سبب می‌شود برآورد نقطه‌ای خصوصیات محیطی به روش درون‌یابی در روش KNN با مقادیر اولیه آنها اختلاف کمتری داشته باشد. بنابراین برآورد خصوصیات محیطی در هر دو روش KNN و WA با استفاده از داده‌های درصد تاج‌پوشش نسبت به دادهٔ فراوانی از اعتبار بیشتری برخوردار است.

این نتیجه‌گیری نخستین بار ارائه شده و مبنای مقایسه‌ای برای آن وجود ندارد، ولی مرور منابع درخصوص اعتبارسنجی ضرایب عددی النبرگ در برآورد خصوصیات محیطی نیز دلالت بر آن دارد که وزن‌دار کردن مقادیر عددی خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خام با استفاده از معیار کمّی درصد تاج‌پوشش گونه‌ها، نتایج بسیار مطلوب‌تری نسبت به روش‌های حسابی آن (بهره‌گیری از معیار حضور و غیاب گونه) در برآورد بهینهٔ رشد گیاهی و اندازه‌گیری غیرمستقیم فاکتورهای محیطی خواهد داشت. این درحالی است که نتایج پیش‌بینی دو تابع KNN و WA در برآورد غیرمستقیم خصوصیات محیطی جنگل‌های آمازون در برزیل برای هر دو سری از داده‌های حضور و غیاب و درصد تاج‌پوشش ترکیب گونه‌ای سرخس‌ها مشابه گزارش شد [۲۳]. آنها اظهار داشتند که در برآورد خصوصیات محیطی با استفاده از ترکیب گونه‌ای سرخس‌ها انتظار می‌رفت بهره‌گیری از داده‌های درصد تاج‌پوشش گونه‌ها، تخمین بهتری از خصوصیات محیطی ارائه دهد و در نتیجه سبب بهبود نتایج پیش‌بینی شود، اما در عمل چنین اتفاقی رخ نداد.

همچنین در بررسی تأثیرگذار نبودن بهره‌گیری از داده‌های کمّی درصد تاج‌پوشش سرخس‌ها در ارتقای کیفی نتایج برآورد خصوصیات محیطی رویشگاهی با استفاده از دو روش KNN و WA نتیجه‌گیری شد که تغییرات مقادیر درصد تاج‌پوشش گونه‌ها همواره متأثر از متغیرهای تحت بررسی نیست، بلکه ممکن است ناشی از تأثیرگذاری برخی دیگر از متغیرهای محیطی (متغیرهای پنهان) باشد که در فرآیند ارزیابی مدنظر قرار نگرفتند [۲۳]. تأثیرگذاری متغیر(های) پنهانی سبب می‌شود که تغییرات درصد تاج‌پوشش گونه‌ها توصیف مناسبی از تغییرات متغیرهای تحت بررسی ارائه نکند که این مسئله نتایج برآورد غیرمستقیم خصوصیات محیطی استفاده‌شده را دچار اشکال می‌کند. این درحالی است که در برآورد رابطهٔ گونه- محیط با استفاده از داده‌های حضور- غیاب، همهٔ مقادیر عددی ارزش یک متغیر محیطی که گونه‌ای مشخص در آن وقوع یافته است به یک نسبت (بدون تأثیر مقادیر درصد تاج‌پوشش گونه‌ها) در برآورد ارزش معرف آن گونه دخالت می‌یابند. بنابراین احتمال خطای برآورد غیرمستقیم برمبنای داده‌های حضور- غیاب نسبت به داده‌های درصد تاج‌پوشش کاهش می‌یابد [۲۳]. همچنین اعتقاد بر این است که وقتی شیب تغییرات متغیرهای

محیطی طولانی گسترده باشد، استفاده از داده‌های حضور- غیاب نتایج مطلوب‌تری را به‌همراه خواهد داشت [۳۳، ۳۴]. افزون‌بر این برداشت پوشش گیاهی با استفاده از معیار حضور- غیاب بسیار آسان‌تر (و البته با اشتباه کمتر) از داده‌های درصد تاج‌پوشش گونه‌هاست که این امر کار میدانی را تسهیل می‌کند و سبب می‌شود که نمونه‌برداری در سطح گسترده‌تر یا با تعداد نمونهٔ بیشتر انجام گیرد. افزایش تعداد نمونه نیز سبب می‌شود که درک رابطهٔ گونه- محیط با واقعیت موجود در طبیعت همسویی بیشتری داشته باشد و در نتیجه سبب بهبود نتایج رابطه- گونه شود [۲۳].

نتیجه‌گیری

در کل نتایج این پژوهش نشان داد که در برآورد غیرمستقیم خصوصیات محیطی جوامع گیاهی سرخدار استفاده از داده‌های درصد تاج‌پوشش گونه‌ها و بهره‌گیری از روش KNN در اولویت است. روش KNN به دلیل بهره‌گیری از برآورد نقطه‌ای متغیرهای محیطی (نزدیک‌ترین قطعات‌نمونه مشابه) تخمین مناسب‌تری نسبت به WA (استفاده از همهٔ گونه‌ها) ارائه می‌دهد. همچنین داده‌های درصد تاج‌پوشش معیاری مناسب‌تری در ارزش‌گذاری سهم هر کدام از گونه‌ها برای تخمین، نسبت به حضور- غیاب ارائه می‌دهد.

References

[1]. Boyer, K. E., Kertesz, J. S., and Bruno, J. F. (2009). Biodiversity effects on productivity and stability of marine macroalgal communities: The role of environmental context. Oikos, 118(7):1062-1072.

[2]. Geert Hiddink, J., Wynter Davies, T., Perkins, M., Machairopoulou, M., and Neill, S. P. (2009). Context dependency of relationships between biodiversity and ecosystem functioning is different for multiple ecosystem functions. Oikos, 118(12):1892-1900.

[3]. Hajek, P., Kurjak, D., von Wühlisch, G., Delzon, S., and Schuldt, B. (2016). Intraspecific variation in wood anatomical, hydraulic, and foliar traits in ten european beech provenances differing in growth yield. Frontiers in plant science, 7(791.

[4]. Lavorel, S., Grigulis, K., Lamarque, P., Colace, M. P., Garden, D., Girel, J., Pellet, G., and Douzet, R. (2011). Using plant functional traits to understand the landscape distribution of multiple ecosystem services. Journal of Ecology, 99(1):135-147.

[5]. McGill, B. J., Enquist, B. J., Weiher, E., and Westoby, M. (2006). Rebuilding community ecology from functional traits. Trends in ecology & evolution, 21(4):178-185.

[6]. Shipley, B. (2010). From plant traits to vegetation structure: Chance and selection in the assembly of ecological communities, Cambridge University Press,

[7]. ter Braak, C. J. (2019). New robust weighted averaging-and model-based methods for assessing trait–environment relationships. Methods in Ecology and Evolution, 10(11):1962-1971.

[8]. Funk, J. L., Larson, J. E., Ames, G. M., Butterfield, B. J., Cavender-Bares, J., Firn, J., Laughlin, D. C., Sutton-Grier, A. E., Williams, L., and Wright, J. (2017). Revisiting the h oly g rail: Using plant functional traits to understand ecological processes. Biological Reviews, 92(2):1156-1173.

[9]. Lavorel, S., and Garnier, E. (2002). Predicting changes in community composition and ecosystem functioning from plant traits: Revisiting the holy grail. Functional ecology, 16(5):545-556.

[10]. Violle, C., Navas, M. L., Vile, D., Kazakou, E., Fortunel, C., Hummel, I., and Garnier, E. (2007). Let the concept of trait be functional! Oikos, 116(5):882-892.

[11]. Ellenberg, H. H. (1988). Vegetation ecology of central europe, Cambridge University Press,

[12]. Green, R. H. (1971). A multivariate statistical approach to the hutchinsonian niche: Bivalve molluscs of central canada. Ecology, 52(4):543-556.

[13]. Suominen, L., Ruokolainen, K., Tuomisto, H., Llerena, N., and Higgins, M. A. (2013). Predicting soil properties from floristic composition in western amazonian rain forests: Performance of k-nearest neighbour estimation and weighted averaging calibration. Journal of Applied Ecology, 50(6):1441-1449.

[14]. Zonneveld, I. (1983). Principles of bio-indication, In Ecological indicators for the assessment of the quality of air, water, soil, and ecosystemspp 207-217,Springer.

[15]. Kusbach, A., Long, J. N., Van Miegroet, H., and Shultz, L. M. (2012). Fidelity and diagnostic species concepts in vegetation classification in the rocky mountains, northern utah, USA. Botany, 90(8):678-693.

[16]. Juggins, S., and Birks, H. J. B. (2012). Quantitative environmental reconstructions from biological data, In Tracking environmental change using lake sedimentspp 431-494,Springer.

[17]. ter Braak, C. J., and van Dame, H. (1989). Inferring ph from diatoms: A comparison of old and new calibration methods. Hydrobiologia, 178(3):209-223.

[18]. Cristóbal, E., Ayuso, S. V., Justel, A., and Toro, M. (2014). Robust optima and tolerance ranges of biological indicators: A new method to identify sentinels of global warming. Ecological Research, 29(1):55-68.

[19]. Ter Braak, C. J., and Barendregt, L. G. (1986). Weighted averaging of species indicator values: Its efficiency in environmental calibration. Mathematical Biosciences, 78(1):57-72.

[20]. Birks, H. J. B., Heiri, O., Seppä, H., and Bjune, A. E. (2010). Strengths and weaknesses of quantitative climate reconstructions based on late-quaternary. The Open Ecology Journal, 3(1):

[21]. Jackson, S. T., and Williams, J. W. (2004). Modern analogs in quaternary paleoecology: Here today, gone yesterday, gone tomorrow? Annual Review of Earth and Planetary Sciences, 32(495-537.

[22]. Sirén, A., Tuomisto, H., and Navarrete, H. (2013). Mapping environmental variation in lowland amazonian rainforests using remote sensing and floristic data. International Journal of Remote Sensing, 34(5):1561-1575.

[23]. Zuquim, G., Tuomisto, H., Jones, M. M., Prado, J., Figueiredo, F. O., Moulatlet, G. M., Costa, F. R., Quesada, C. A., and Emilio, T. (2014). Predicting environmental gradients with fern species composition in brazilian amazonia. Journal of Vegetation Science, 25(5):1195-1207.

[24]. Tavakoli, S., Ejtehadi, H., and Esmailzadeh, O. (2019). Elenberg's ecological indicator values to predict some soil factors in salaheddinkola forests of nowshahr, iran. Taxonomy & Biosystematics, 11(38):1-20.

[25]. Karami-Kordalivand, P., Esmailzadeh, O., Willner, W., Noroozi, J., and Alavi, S. Classification of forest communities (co-) dominated by taxus baccata in the hyrcanian forests (northern iran) and their comparison with southern europe. European Journal of Forest Research, 1-14.

[26]. Braun-Blanquet, J. (1932). *Plant sociology. The study of plant communities*. Plant sociology. The study of plant communities. First ed.,

[27]. Tavakoli, S., Ejtehadi, H., and Esmailzadeh, O. (2020). Optimizing the classification of species composition data by combining multiple objective evaluators toward selecting the best method and optimum number of clusters. Phytocoenologia, 50(2):163-172.

[28]. Zarrinkafsh, M. (2001). *Forest soils*. Forests and Rangelands Research Institute, Tehran, Iran.

[29]. Juggins, S., and Juggins, M. S. (2020). *Package 'rioja'*. An R Package for the Analysis of Quaternary Science Data., 0.9, 26.

[30]. Sathicq, M. B., Gelis, M. M. N., and Cochero, J. (2019). Optimos prime: An r package for autoecological (optima and tolerance range) data calculation. bioRxiv, 654152.

[31]. Simpson, G. L., Oksanen, J., and Simpson, M. G. L. (2020). Package 'analogue'.

[32]. .ter Braak, C. J., and Juggins, S. (1993). *Weighted averaging partial least squares regression (wa-pls):* An improved method for reconstructing environmental variables from species assemblages, In Twelfth international diatom symposium, pp 485-502, Springer.

[33]. Tuomisto, H., Ruokolainen, K., Poulsen, A. D., Moran, R. C., Quintana, C., Cañas, G., and Celi, J. (2002). Distribution and diversity of pteridophytes and melastomataceae along edaphic gradients in yasuní national park, ecuadorian amazonia1. Biotropica, 34(4):516-533.

[34]. Higgins, M. A., Ruokolainen, K., Tuomisto, H., Llerena, N., Cardenas, G., Phillips, O. L., Vásquez, R., and Räsänen, M. (2011). Geological control of floristic composition in amazonian forests. Journal of biogeography, 38(11):2136-2149.

Predicting environmental variables using vegetation composition

O. Esmailzadeh*; Associ., Prof., Department of Forest Science and Engineering, Faculty of Natural Resources, Tarbiat Modares University, Noor, I.R. Iran.

M. Soofi; Mcs. Student, Department of Forest Science and Engineering, Faculty of Natural Resources, Tarbiat Modares University, Noor, I.R. Iran.

R. Darvandand; PhD. Student, Department of Forest Science and Engineering, Faculty of Natural Resources, Tarbiat Modares University, Noor, I.R. Iran.

(Received: 26 May 2021, Accepted: 11 November 2021)

ABSTRACT

In this study, the efficiency of the two nearest neighbor (KNN) and weighted average (WA) methods was evaluated for indirect estimation of environmental variables in plant communities. For this purpose, vegetation composition data of 324 relevés with an area 400 m^2 of the Hyrcanian yew forests database were used. Then, environmental variables in each relevés were indirectly estimated by using KNN and WA methods based on two kind of vegetation data (incidence-based and abundance based of floristic data) as well as the initial values of that environmental variables. Validation of the models were evaluated using determinant coefficient of linear regression analysis, which done based on the initial values and followed by estimated one of each environmental variables as the predictor and response variables. Results showed that using KNN method based on abundance data due to having the highest determination coefficient value has the priority in comparison to another three algorithms. The main reason of the differences between KNN and WA was influenced by different approaches of interpolation (KNN) and extrapolation (WA) in the process of environmental variables point estimation. The better performance of the KNN compared with WA in the point estimating of environmental variables is due to using the environmental data of the only adjacent plot data with the most similarly floristically features to each point in the KNN, while the results of the WA are globally affected by the range of each environmental variables at the whole of the dataset.

Keywords: Nearest Neighbor (KNN), Weighted Average (WA), Indicator value, *Taxus baccata.*

* Corresponding Author, Email: oesmailzadeh2modares.ac.ir, Tel: +989113205013