

## مقایسه‌ی روش‌های ANFIS، MLP و PCA-ANFIS در مدل‌سازی و پیش‌بینی فضایی لیشمانیوز جلدی در شهرستان سبزوار، ایران

ایوب رستگار<sup>۱</sup>، علی اوغازیان<sup>۲</sup>، علیرضا محمدی<sup>۳</sup>، علی پوریوسف<sup>۴</sup>، محمدشفیع مجددی<sup>۵</sup>

### مقاله پژوهشی

### چکیده

**مقدمه:** بیماری لیشمانیوز جلدی (سالک)، یک بیماری انگلی و زئونوز است. این مطالعه به مقایسه‌ی سه روش سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)، پرسپترون چند لایه (Multi-Layer Perceptron) و تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA – ANFIS) برای مدل‌سازی و پیش‌بینی این بیماری در شهرستان سبزوار پرداخت.

**روش‌ها:** داده‌های مورد استفاده شامل موارد ابتلا به لیشمانیوز جلدی (۱۳۹۳-۱۴۰۰) و عوامل مؤثر مانند جمعیت، اقلیم، پوشش گیاهی و توپوگرافی بودند. از GIS (Geographic Information System) و مدل‌های PCA-ANFIS، MLP و ANFIS برای پیش‌بینی فضایی بیماری استفاده شد.

**یافته‌ها:** بیشترین موارد ابتلا در پاییز و زمستان رخ داده بود، در حالیکه بهار، کم‌ترین میزان را داشت. ارتفاع و شاخص پوشش گیاهی (Normalized Difference Vegetation Index) بیشترین تأثیر را در پیش‌بینی بیماری داشتند. مدل ANFIS: بیشترین موارد ابتلا را در بخش بیهق پیش‌بینی کرد. مدل MLP: نتایج مشابهی داشت، اما در مناطق زرین، فروغن و ربع شامات موارد کمتری پیش‌بینی شد. مدل PCA-ANFIS: در مناطقی مانند حکم‌آباد، کراب و رباط، موارد ابتلای بالاتری نسبت به دو مدل دیگر نشان داد. پیش‌بینی ریسک خطر بیماری در هر سه مدل مشابه بود.

**نتیجه‌گیری:** مدل PCA-ANFIS عملکرد بهتری در پیش‌بینی لیشمانیوز جلدی در سبزوار داشت. این مطالعه می‌تواند به تهیه‌ی نقشه‌های پیش‌بینی و آسیب‌پذیری بیماری کمک کند و اطلاعات ارزشمندی برای برنامه‌ریزی بهداشتی و کاهش شیوع سالک ارائه دهد.

**واژگان کلیدی:** لیشمانیوز جلدی؛ سیستم اطلاعات جغرافیایی؛ مدل‌های شبکه عصبی؛ منطق فازی؛ تحلیل مؤلفه اصلی؛ پیش‌بینی

**ارجاع:** رستگار ایوب، اوغازیان علی، محمدی علیرضا، پوریوسف علی، مجددی محمدشفیع. **مقایسه‌ی روش‌های ANFIS، MLP و PCA-ANFIS در مدل‌سازی و پیش‌بینی فضایی لیشمانیوز جلدی در شهرستان سبزوار، ایران.** مجله دانشکده پزشکی اصفهان ۱۴۰۴؛ ۴۳ (۸۴۲): ۱۶۵۶ – ۱۶۶۵.

لیشمانیوز جلدی که یک بیماری گرمسیری نادیده گرفته شده محسوب می‌شود، میلیون‌ها نفر را در سراسر جهان مبتلا کرده است و به طور متوسط سالانه بین ۶۰۰،۰۰۰ تا ۱،۰۰۰،۰۰۰ مورد جدید ZCL در جهان گزارش می‌شود (۲). در ایران نیز بار بیماری قابل توجه است، به طوری که در استان‌هایی مانند خراسان رضوی، خوزستان، فارس، هرمزگان، سیستان و بلوچستان و اصفهان، این بیماری به‌طور فصلی و با شیوع بالا مشاهده می‌شود (۳). شهرستان سبزوار واقع در استان خراسان

### مقدمه

لیشمانیوز جلدی روستایی (Zoonotic Cutaneous Leishmaniasis)، یک بیماری انگلی مشترک بین انسان و حیوان است که پوست و غشاهای مخاطی را هدف قرار می‌دهد. این بیماری توسط انگل *Leishmania major* ایجاد می‌شود و از طریق نیش پشه خاکی ماده از جنس *Phlebotomus* منتقل می‌گردد. بنابراین شناخت دقیق مسیر انتقال آن برای کنترل بیماری ضروری است (۱).

- ۱- دانشیار، گروه مهندسی بهداشت محیط، دانشگاه علوم پزشکی خراسان شمالی، بجنورد، ایران.
  - ۲- گروه مهندسی بهداشت محیط، دانشکده‌ی بهداشت و ایمنی، دانشگاه علوم پزشکی شهید بهشتی، تهران، ایران.
  - ۳- دانشجوی پزشکی، کمیته تحقیقات دانشجویی، دانشگاه علوم پزشکی سبزوار، سبزوار، ایران.
  - ۴- استادیار انگل‌شناسی، مرکز تحقیقات لیشمانیوز، دانشگاه علوم پزشکی سبزوار، سبزوار، ایران.
  - ۵- استاد ایمونولوژی، مرکز تحقیقات لیشمانیوز، دانشگاه علوم پزشکی سبزوار، سبزوار، ایران.
- نویسنده‌ی مسؤول: محمدشفیع مجددی؛ استاد ایمونولوژی، مرکز تحقیقات لیشمانیوز، دانشگاه علوم پزشکی سبزوار، سبزوار، ایران.

Email: mojadadi@gmail.com

رضوی یکی از کانون‌های شناخته شده‌ی سالک جلدی روستایی محسوب می‌شود و مطالعات نشان داده‌اند که *L. major* بعنوان گونه غالب در این منطقه محسوب می‌شود (۴، ۵). این شهرستان با جمعیت حدود ۲۴۳۷۰۰ نفر به واسطه‌ی اقلیم نیمه‌خشک با رطوبت مناسب پاییزی، فراوانی بالای جونندگان مخزن و فعالیت قابل توجه پشه خاکی‌ها، محیطی مستعد برای انتقال ZCL فراهم کرده است (۶). با توجه به این شرایط، تحلیل الگوهای فضایی این بیماری و تعیین عوامل مؤثر در انتقال آن اهمیت بیشتری یافته است. علاوه بر این، در سال‌های اخیر استفاده از تکنیک‌های تحلیل جغرافیایی مانند سیستم‌های اطلاعات مکانی (GIS) در مدلسازی و پیش‌بینی بیماری‌ها رشد چشمگیری داشته است (۷-۹). GIS امکان شناسایی مناطق پرخطر، تحلیل عوامل محیطی و اقلیمی و برنامه‌ریزی مداخلات هدفمند را فراهم می‌سازد (۱۰-۱۳). در کنار GIS، الگوریتم‌های یادگیری ماشینی نیز نقش مهمی در مدلسازی بیماری‌ها دارند (۱۴، ۱۵). به‌ویژه با استفاده از پرسپترون چندلایه (MLP) که ظرفیت ثبت روابط پیچیده بین عوامل خطر و پیامدهای بیماری را داراست (۱۶-۱۸). همچنین، سیستم ANFIS، که ویژگی‌های منطق فازی و شبکه‌ی عصبی را ترکیب می‌کند، همراه با نسخه بهینه‌شده‌ی آن (PCA-ANFIS) که پیش از پردازش داده‌ها با تحلیل مؤلفه اصلی، دقت پیش‌بینی را افزایش می‌دهد، در این حوزه عملکرد موفقی داشته‌اند (۱۹-۲۱).

با توجه به شیوع رو به رشد ZCL در سبزوار و اثر بخشی ابزارهای GIS و یادگیری ماشینی، این مطالعه با هدف مدلسازی فضایی و پیش‌بینی وقوع ZCL در سبزوار انجام شد. در پایان، مدل‌های ارائه‌شده تحلیل جامعی از پویایی ZCL در شهرستان سبزوار ارائه می‌دهند، مناطق پرخطر و کانون‌های بالقوه شیوع در آینده را شناسایی می‌کنند و با ادغام

## روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه

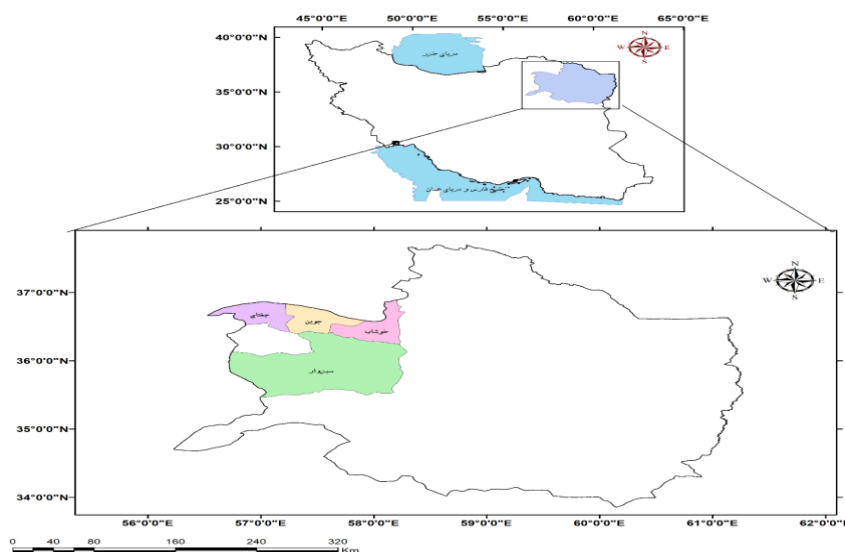
شهرستان سبزوار با جمعیت ۲۴۳۷۰۰ نفر (طول و عرض جغرافیایی ۳۶°۲۱'۵۱"۳۳، ۵۷°۶۶'۷۸"۲۲۸، ارتفاع از سطح دریا (۹۷۷-۹۴۰ متر)، در استان خراسان رضوی واقع است. این شهرستان شامل ۴ بخش مرکزی، جوبین، جغتای و خوشاب می‌باشد (شکل ۱). میانگین دما و بارش سالانه این شهرستان به ترتیب ۱۸ سانتی‌گراد و ۱۷۷ میلی‌متر می‌باشد.

### جمع‌آوری داده‌ها

پس از اخذ کد اخلاق (IR.MEDSAB.REC.1401.042) از کمیته‌ی اخلاق دانشگاه علوم پزشکی سبزوار، داده‌ها شامل میزان بروز ZCL و پارامترهای مؤثر بر بروز بیماری شامل سرشماری جمعیت، اقلیم، پوشش گیاهی و داده‌های توپوگرافی جمع‌آوری شد. از نرم‌افزار اکسل نسخه‌ی ۲۰۱۶ و ArcGIS 10.2 و مدل درون‌یابی Topo to Raster برای تهیه و پردازش مجموعه داده‌هایی مثل دما و بارندگی استفاده گردید.

### ویژگی‌های جغرافیایی (طول، عرض و ارتفاع)

طول و عرض جغرافیایی هر روستا با استفاده از نقشه کاداستر و ابزار "Add XY Coordinates" در ArcGIS استخراج شد. برای به‌دست آوردن ارتفاع از سطح دریا، از یک مدل رقومی ارتفاع (DEM) با وضوح ۹۰ متری که از داده‌های ASTER تهیه شده بود، استفاده شد و این ارتفاع به‌صورت لایه‌ای در GIS وارد گردید.



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی شهرستان سبزوار

## ادغام ویژگی‌های جغرافیایی در مدل

طول، عرض و ارتفاع به همراه سایر متغیرها (اقلیمی، پوشش گیاهی) پس از نرمال‌سازی، در یک جدول داده‌ای ترکیب شدند و به‌عنوان ورودی برای مدل‌های ANFIS، MLP و PCA-ANFIS استفاده شدند.

## داده‌های بیماری

میزان بروز ماهانه ZCL از سال ۱۳۹۳ تا ۱۴۰۰ در هر روستا از مدیریت بیمارهای واگیر معاونت بهداشتی دانشگاه علوم پزشکی سبزوار به دست آمد.

## داده‌های جمعیت

داده‌های جمعیت جامعه‌ی آماری با استفاده از اطلاعات سرشماری سال ۱۳۹۳ تا ۱۴۰۰ سایت مرکز آمار ایران (<https://www.amar.org.ir/>) جمع‌آوری شد.

## داده‌های آب و هوا

داده‌های اقلیمی شامل تبخیر ماهانه کل، حداکثر سرعت باد، تعداد روزهای آفتابی، میانگین دما، تعداد روزهای یخبندان و رطوبت بین سال‌های ۱۳۹۳ تا ۱۴۰۰ از سازمان هواشناسی کشور (<https://data.irimo.ir/>) جمع‌آوری شد.

## داده‌های توپوگرافی

نقشه‌ی ارتفاع از سازمان زمین‌شناسی ایالات متحده (USGS) (<https://gdex.cr.usgs.gov/gdex/>) و همچنین سکوی پرتو سنج گسیل و انعکاس حرارتی پیشرفته فضایی (ASTER) با وضوح ۹۰ متر به دست آمد.

## داده‌های پوشش گیاهی

برای پوشش گیاهی طی سال‌های ۱۳۹۳ تا ۱۴۰۰، شاخص NDVI (نسبت تفاوت نور مادون‌قرمز نزدیک و قرمز، عددی بین -۱ تا +۱ که نشان‌دهنده‌ی سبزی و سلامت گیاهان است) از تصاویر ماهواره‌ای MODIS (وضوح ۲۵۰ متر هر ۱۶ روز) محاسبه شد. سپس با استفاده از داده‌های شطرنجی (Raster)، میانگین مقادیر NDVI هر ناحیه‌ی روستایی استخراج و تحلیل شد.

بعد از جمع‌آوری داده‌ها دو آزمون بارتلت و KMO برای بررسی مناسب بودن داده‌ها برای تحلیل مولفه‌های اصلی استفاده شد. از آزمون بارتلت برای بررسی کافی بودن نمونه‌ها در تحلیل عاملی اکتشافی استفاده شد. آزمون KMO نیز معیاری برای کافی بودن اندازه‌ی نمونه، برای تحلیل عاملی اکتشافی در نظر گرفته شد (۲۲).

## تجزیه و تحلیل مؤلفه‌ی اصلی (PCA)

PCA یکی از ساده‌ترین تجزیه و تحلیل‌های آماری چند متغیره بر اساس عامل خاصی است که با به حداکثر رساندن همبستگی بین پارامترهای اصلی، متغیرهای جدیدی به نام PC را تشکیل می‌دهد.

این روش ضمن کنترل از دست دادن داده‌ها، پیچیدگی داده‌ها را کاهش می‌دهد.

## سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیق (ANFIS)

به عنوان یک سیستم استنتاج فازی (FIS)، در چارچوب شبکه‌های تطبیقی قرار می‌گیرد و با استفاده از توابع عضویت مناسب و قوانین اگر-آنگاه فازی، نگاشت ورودی-خروجی را ایجاد می‌کند. مدل فازی تاکاگی و سوگنو (TKS) یکی از متداول‌ترین FISها است که در این مطالعه استفاده شده است.

## یافته‌ها

## الگوی توزیع سالک و عوامل مؤثر بر آن در سال‌های مختلف

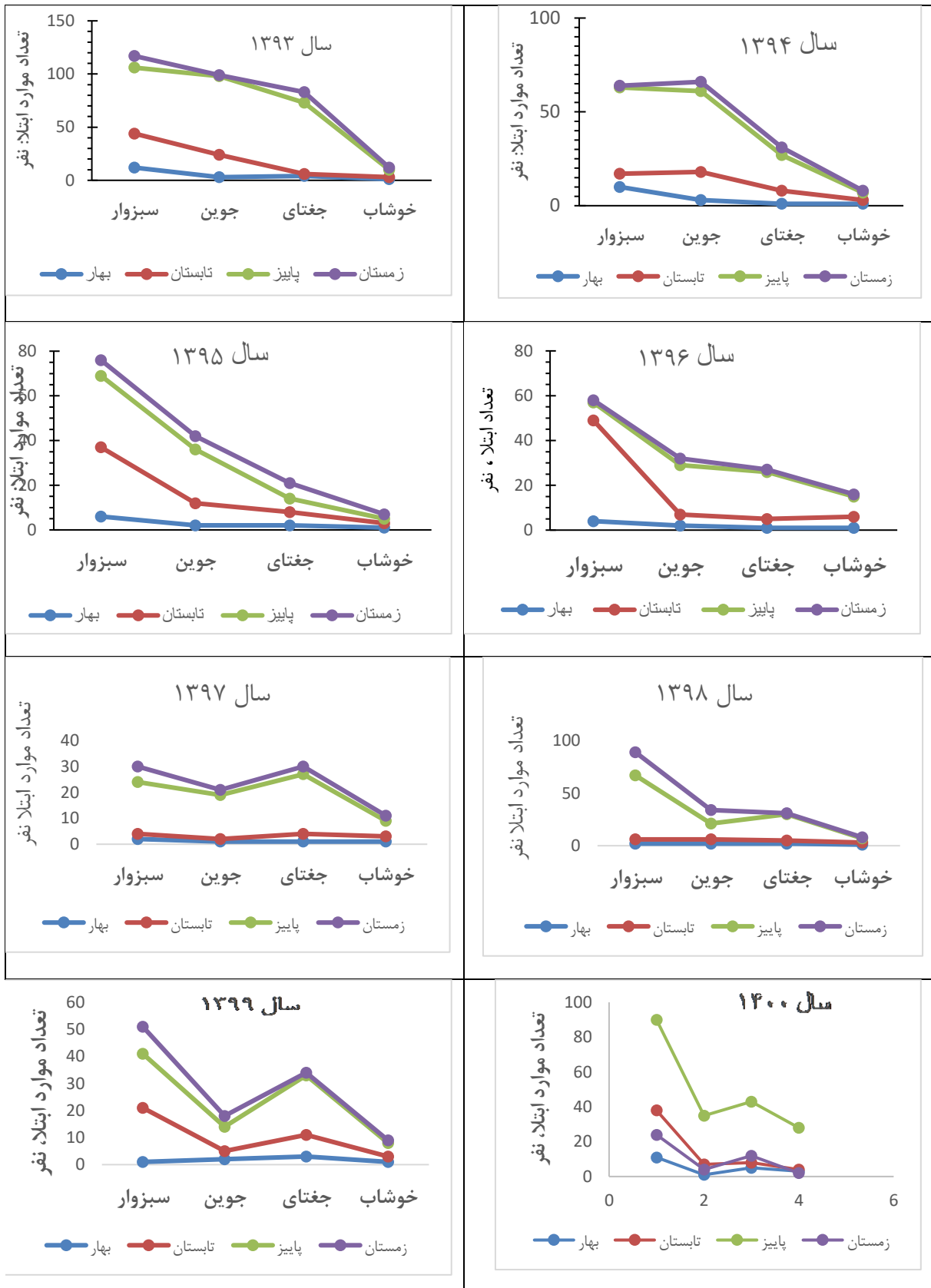
یافته‌های حاصل از نوع توزیع بیماری با استفاده از شاخص موران I در سال‌های مختلف نشان داد که توزیع بیماری سالک در سال‌های ۱۳۹۳-۱۳۹۷ و ۱۳۹۹ به صورت خوشه‌ای و در سال‌های ۱۳۹۸ و ۱۴۰۰ به صورت تصادفی بوده است. محدوده، میانگین، کمترین و بیشترین مقدار یافته‌های توصیفی و همچنین شاخص NDVI در جدول ۱ بیان شده است. همبستگی بین عوامل مرتبط مورد مطالعه با ابتلا به سالک متفاوت بود. به طوریکه متغیرهای شیب، NDVI، سرعت باد، یخبندان و ارتفاع دارای ضریب همبستگی منفی و متغیرهای تعداد روزهای آفتابی، دما و رطوبت دارای ضریب همبستگی مثبت بودند.

جدول ۱. آمار یافته‌های توصیفی

داده‌های توصیفی	محدوده	میانگین	کمترین	بیشترین
شیب (m/s)	۰/۲۶	۰/۱۹۰۰	۰/۰۹	۰/۳۵
NDVI	۰/۰۷	۰/۳۳۵۰	۰/۳۰	۰/۳۷
رطوبت (g/m <sup>3</sup> )	۰/۰۹	۰/۲۶۰۰	۰/۲۱	۰/۳۰
باد	۱۱/۰۰	۲۸/۵۰۰۰	۲۵/۰۰	۳۶/۰۰
دما (c0)	۵/۰۰	۲۲/۰۰۰۰	۱۹/۰۰	۲۴/۰۰
ارتفاع (m)	۱۷۱۳/۰۰	۱۵۵۶/۷۵۰۰	۹۷۷/۰۰	۲۶۹۰/۰۰
روزهای یخبندان	۱۲/۰۰	۳۱/۲۵۰۰	۲۶/۰۰	۳۸/۰۰
روزهای آفتابی	۳۴/۰۰	۹۱/۵۰۰۰	۷۹/۰۰	۱۱۳/۰۰
تبخیر	۷۵۰/۰۰	۲۱۲۵/۰۰۰۰	۱۷۵۰/۰۰	۲۵۰۰/۰۰

## تأثیر عوامل محیطی و آب و هوایی بر بروز بیماری سالک

با توجه به شکل ۲، مشاهده می‌شود که در سال‌های ۱۳۹۳-۱۳۹۹ در تمامی مناطق مورد بررسی تعداد موارد ابتلا در فصول پاییز و زمستان به طور چشمگیری بالاتر از سایر فصول بوده است و فصل بهار در پایین‌ترین سطح قرار داشته است. در سال ۱۴۰۰ فصل پاییز در بالاترین سطح و فصل زمستان تقریباً هم سطح با سایر فصول قرار داشت.



شکل ۲. روند تغییرات بیماری سالک در فصول مختلف از سال ۱۳۹۳ تا ۱۴۰۰ در منطقه‌ی مورد مطالعه

۳). در مورد ریسک خطر لیثمانیوز هر سه مدل پیش‌بینی نزدیک بهم داشتند (شکل ۴).

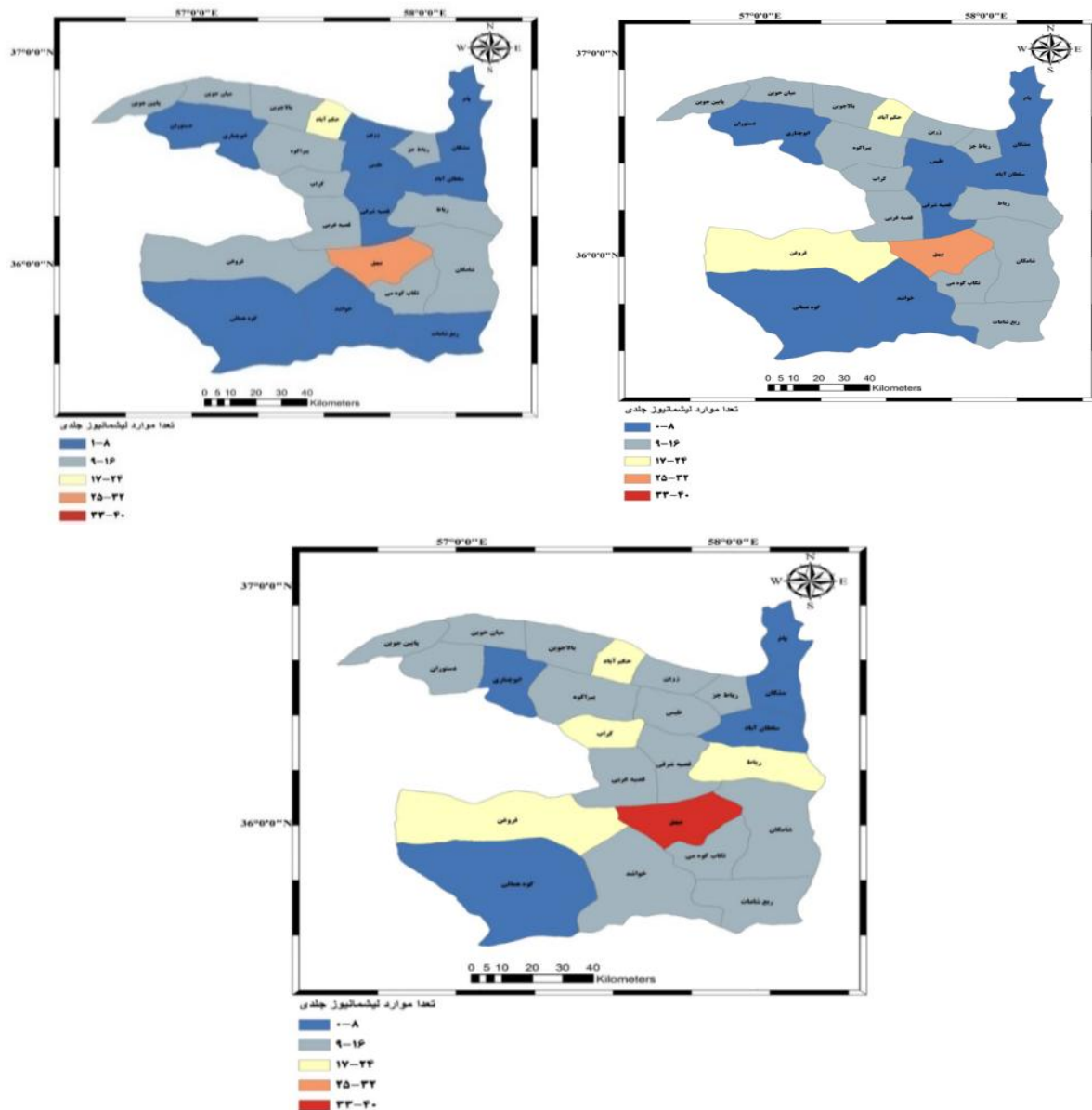
#### تعیین دقت مدل‌های مختلف در پیش‌بینی بروز سالک

طبق نتایج حاصل از AUC، دقت مدل PCA-ANFIS نسبت به دو مدل دیگر بالاتر بوده است. با توجه به اطلاعات جدول ۲ و با استفاده از تست RMSE، مدل MLP مدل قابل اعتمادتری برای پیش‌بینی موارد ZCL بوده است اما در استفاده از تست‌های MAE و  $R^2$ ، مدل PCA-ANFIS مدل دقیق‌تری برای این موضوع نشان داده شده است.

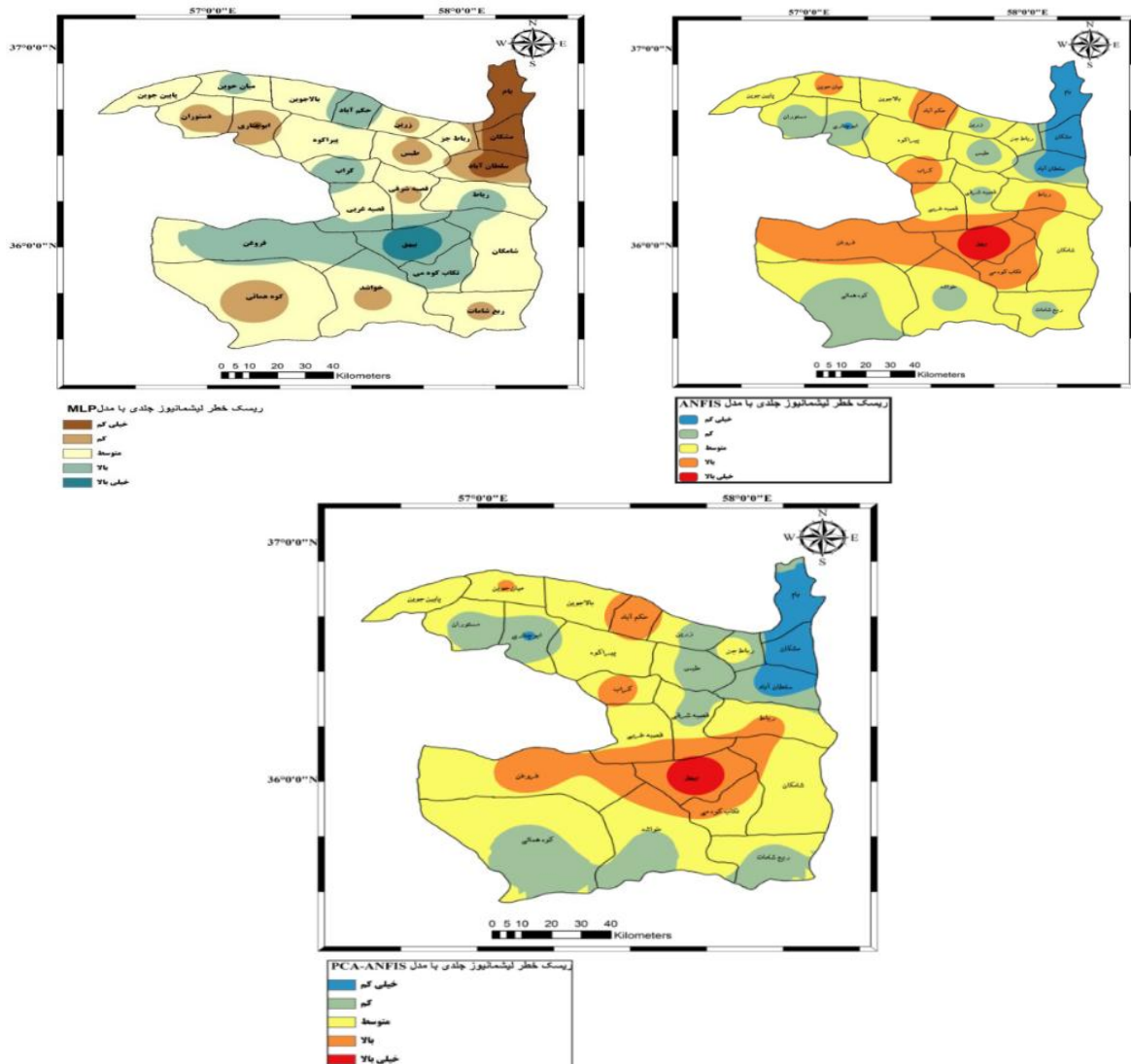
#### مدلسازی و پیش‌بینی بروز لیثمانیوز بر مبنای مدل ANFIS.

##### MLP و PCA-ANFIS در شهرستان سبزوار

بیشترین تعداد لیثمانیوز پیش‌بینی شده با مدل ANFIS مربوط به بخش بیهقی می‌باشد و برای سایر مناطق بین ۰-۲۴ مورد ابتلا پیش‌بینی شد. این اعداد در مدل MLP نیز تقریباً مشابه بود و تفاوت تنها در مورد بخش‌های زرین، فروغن و ربع شامات بود که در این مدل تعداد ابتلای پایبتری در این مناطق پیش‌بینی شده بود. در مدل PCA-ANFIS تعداد مبتلایان بالاتر از هر دو مدل قبلی در چند منطقه شامل حکم آباد، کراب، رباط و مناطق دیگر پیش‌بینی شده بود (شکل



شکل ۳. تعداد موارد لیثمانیوز جلدی پیش‌بینی شده با مدل ANFIS (سمت راست)، مدل MLP (سمت چپ) و PCA-ANFIS (تصویر پایین)



شکل ۴. نقشه‌ی پیش‌بینی ریسک خطر لیشمانیوز جلدی با مدل ANFIS (سمت راست)، مدل MLP (سمت چپ) و PCA-ANFIS (تصویر پایین)

مستقیم عوامل محیطی بر بروز لیشمانیوز، پیش‌بینی بیماری را دشوار می‌سازد. تغییرات عوامل اجتماعی-اقتصادی، جمعیتی و زیست‌محیطی در طول زمان، بر رفتار ناقلین و میزبانان تأثیر گذاشته و در نتیجه، بروز بیماری را دستخوش تغییر می‌کند.

نتایج حاصل از مطالعه‌ی حاضر نشان داد که مدل PCA-ANFIS با دقت بالاتری ( $R^2 = 0/908$ ,  $MAE = 0/53$ ) نسبت به دو مدل دیگر عمل کرده است. اگرچه مقدار  $RMSE$  آن ( $0/887$ ) کمی پایین‌تر از مدل MLP بود، اما بهبود کلی عملکرد مدل PCA-ANFIS قابل توجه است.

این یافته‌ها با نتایج مطالعه‌ی Babaie و همکاران در استان گلستان همسو بود. در آن مطالعه نیز، مدل PCA-ANFIS عملکرد دقیق‌تری ( $R^2 = 0/791$ ,  $MAE = 0/681$ ,  $RMSE = 0/904$ ) نسبت به مدل ANFIS ( $R^2 = 0/705$ ,  $MAE = 0/827$ ,  $RMSE = 1/073$ )

جدول ۲: ارزیابی تکنیک‌های MLP، ANFIS و PCA-ANFIS برای پیش‌بینی موارد ZCL با استفاده از داده‌های تست در مرحله توسعه مدل (۱۴۰۰-۱۳۹۳)

الگوریتم	R2	MAE	RMSE
MLP	۷۳/۴۳	۰/۹۸۱	۰/۸۷۲
ANFIS	۸۴/۸۵	۰/۷۷۷	۰/۹۲۹۸
PCA-ANFIS	۹۰/۸	۰/۵۳	۰/۸۸۷

### بحث

این مطالعه با هدف مقایسه و ارزیابی سه روش مدلسازی (ANFIS، MLP و PCA-ANFIS) برای پیش‌بینی و تحلیل توزیع فضایی بیماری لیشمانیوز جلدی (CL) در شهرستان سبزوار انجام شد. پیچیدگی‌های اقلیمی و ارتفاعی شهرستان سبزوار، به دلیل تأثیر

از خود نشان داد (۲۰). همچنین، تحلیل حساسیت در مطالعه‌ی Babaie و همکاران، جمعیت، پوشش گیاهی، سرعت باد، ارتفاع و دمای خاک را به عنوان مهم‌ترین عوامل در پیش‌بینی بیماری معرفی کرد که با نتایج مطالعه‌ی حاضر در خصوص عوامل مؤثر (فصل‌ها، تغییرات آب و هوایی، ارتفاع و شیب زمین) همراستا بود.

در راستای تأیید کارایی ترکیب PCA با ANFIS، در مطالعه‌ی انجام شده در استان گلستان با هدف مدلسازی فضایی شیوع COVID-19، از مدل‌های ANFIS و PCA-ANFIS استفاده شده است. در آن پژوهش، متغیرهایی همچون تراکم جمعیت، دما، کیفیت هوا و فاصله از مراکز درمانی مورد توجه قرار گرفتند. نتایج نشان داد که مدل ترکیبی PCA-ANFIS عملکرد دقیق‌تری نسبت به ANFIS ساده دارد، به‌طوری‌که ضریب تعیین مدل از ۰/۵۴۳ به ۰/۶۱۵ افزایش یافت و مقادیر خطا نیز کاهش یافت (MAE = ۰/۷۱، RMSE = ۰/۸۹) (۲۳). این یافته‌ها با نتایج مطالعه‌ی حاضر درباره‌ی پیش‌بینی فضایی لیشمانیوز جلدی در شهرستان سبزوار همراستا بود، جایی که مدل PCA-ANFIS با دقت بالاتر (۰/۹۰۸) و  $R^2 =$  و خطای کمتر (MAE = ۰/۵۳) نسبت به دو مدل دیگر، عملکرد موفق‌تری از خود نشان داد. در هر دو مطالعه، استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) برای کاهش ابعاد و بهینه‌سازی ساختار ورودی مدل‌های فازی-عصبی منجر به افزایش دقت پیش‌بینی شده است. این همراستایی در نتایج نشان داد که مدل PCA-ANFIS، به‌ویژه در شرایط پیچیده محیطی و چندمتغیره، می‌تواند به عنوان ابزاری مؤثر در پیش‌بینی و تحلیل پراکنش بیماری‌های عفونی با منشأ محیطی به کار رود.

مطالعات مختلفی به شناسایی عوامل مؤثر بر توزیع لیشمانیوز جلدی پرداخته‌اند. Mokhtari و همکاران در سال ۲۰۱۶ تحقیقی در ایلام انجام دادند تا شیوع و عوارض لیشمانیوز جلدی را با استفاده از تحلیل فضایی و مدل‌های رگرسیون بررسی کنند. نتایج مطالعه‌ی آنها نشان داد که بین شیوع بیماری و ۱۱ عامل محیطی و جمعیتی مهم مثل ارتفاع، جمعیت، بارندگی، دما، نوع کاربری زمین، فقر، کشاورزی دیم، و نوع خاک، رابطه‌ی معنی‌داری وجود دارد. همچنین، بیشترین احتمال شیوع بیماری در غرب منطقه، نزدیک مرز با عراق، در جنگل‌ها و اراضی آبی پیش‌بینی شد. رابطه‌ی بین شیوع بیماری و برخی عوامل مثل ارتفاع، پوشش خاک، بارندگی و کشاورزی آبیاری شده منفی بود؛ یعنی با افزایش این عوامل، شیوع کمتر می‌شد. اما برای دما، کاربری زمین شهری و تراکم جمعیت این رابطه مثبت بود، یعنی با افزایش آنها بیماری بیشتر می‌شد (۲۴). این نتایج بر اهمیت عوامل محیطی در پیش‌بینی شیوع لیشمانیوز جلدی و لزوم لحاظ کردن آنها در برنامه‌های کنترل و مدیریت این بیماری تأکید دارد و با یافته‌های مطالعه‌ی حاضر مبنی بر تأثیر ارتفاع و پوشش گیاهی بر تعداد موارد بیماری، همراستا بود.

Ramezankhani و همکاران نیز در سال ۲۰۱۶ عوامل خطر

زیست محیطی برای بروز لیشمانیوز جلدی را با رویکرد مبتنی بر GIS مورد بررسی قرار دادند. داده‌های بروز ماهانه CL از سال ۱۳۸۹ تا ۱۳۹۲، عوامل اقلیمی و محیطی شامل دما، رطوبت، بارندگی، سرعت باد، شاخص تفاوت نرغال شده گیاهی، ارتفاع و تراکم جمعیت در شهرهای اصفهان برای انجام تحلیل فضایی با حداقل مربعات معمولی استفاده شد. رگرسیون مربع (OLS) و رگرسیون وزنی جغرافیایی ارتباط معنی‌داری را بین بروز CL و پنج پیش‌بینی کننده از جمله دما، تراکم جمعیت، سرعت باد، رطوبت و NDVI نشان داد. که ۲۸/۶ درصد از تغییرات بروز CL را در استان اصفهان توضیح داد. با در نظر گرفتن AICc و R2 تنظیم شده، تناسب بهتری را با داده‌ها در مقایسه با OLS ارائه کرد (۱۳). در مطالعه‌ی حاضر نیز، ارتفاع و شاخص NDVI بیشترین سهم را در پیش‌بینی تعداد موارد ابتلا به لیشمانیوز جلدی داشتند، در حالی که شیب زمین، بارندگی و سرعت باد نیز به عنوان عوامل مؤثر شناسایی شدند که همسو با مطالعه‌ی فوق بود.

Tabasi و همکاران در سال ۲۰۲۰ تحقیقی درباره‌ی مدلسازی شیوع لیشمانیوز جلدی در شمال شرق ایران انجام دادند که بر عوامل مکانی و زمانی تمرکز داشت. نتایج نشان داد که این بیماری بیشتر در مناطق بیابانی، مناطق کم ارتفاع و اطراف رودخانه‌ها اتفاق می‌افتد. همچنین مشخص شد که محدود کردن حرکت انسان‌ها می‌تواند شدت شیوع بیماری را کاهش دهد. علاوه بر این، گسترش CL دارای یک الگوی زمانی خاص است، زیرا بیشترین موارد در پاییز رخ داده است. آزمایش‌ها نشان داد که نتایج مدل با روند واقعی بیماری هماهنگی خوبی دارد (۲۵). این یافته‌ها با مطالعه‌ی حاضر همسو بود، زیرا در شهرستان سبزوار نیز مناطق کم ارتفاع و فصول پرباران نظیر پاییز و زمستان با بیشترین موارد ابتلا به بیماری همراه بودند.

مطالعه‌ای در سال ۲۰۲۵ با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین مانند MaxEnt و GLM، به بررسی توزیع فضایی لیشمانیوز جلدی در شهر مشهد پرداخته است. نتایج نشان داد که عوامل اجتماعی-دموگرافیک، محیط ساخته‌شده، زمین‌شناسی و اقلیم از مؤثرترین عوامل در توزیع بیماری هستند (۲۶). در مجموع، مقایسه‌ی این مطالعات نشان می‌دهد که ترکیبی از عوامل محیطی طبیعی، عوامل جمعیتی و شرایط ساختاری می‌تواند بهترین پیش‌بینی را از شیوع لیشمانیوز جلدی ارائه دهد. مدل PCA-ANFIS به کار رفته در مطالعه‌ی حاضر با تولنایی تحلیل چندین عامل و کاهش ابعاد داده‌ها، عملکرد بهتری در پیش‌بینی توزیع بیماری نسبت به سایر مدل‌ها داشته است.

Bozorg-Omid و همکاران با استفاده از مدل‌های MaxEnt و Random Forest، به پیش‌بینی مناطق پرخطر فعلی و آینده ناقلان و مخازن لیشمانیوز جلدی در ایران پرداختند. نتایج این مطالعه نشان داد که با تغییرات اقلیمی، نواحی جدیدی در شمال و جنوب کشور مستعد

مطالعه‌ی حاضر در استفاده از ترکیب PCA برای کاهش ابعاد داده‌ها و به‌کارگیری مدل هوشمند ANFIS بود که منجر به بهبود دقت پیش‌بینی نسبت به مدل‌های سنتی مانند MaxEnt شد. این مقایسه نشان داد که بهره‌گیری از روش‌های پیشرفته یادگیری ماشینی می‌تواند در تحلیل دقیق‌تر پراکنش بیماری و مدیریت مؤثرتر آن نقش کلیدی ایفا کند.

### نتیجه‌گیری

با توجه به نتایج بدست آمده از این مطالعه می‌توان گفت که مدل PCA-ANFIS نسبت به دو مدل دیگر عملکرد بهتری در پیش‌بینی موارد ابتلا به لیشمانیوز جلدی در شهرستان سبزوار داشته است. تصمیم‌گیرندگان و سیاست‌گذاران بهداشت عمومی می‌توانند با استفاده از یافته‌های این مطالعه، مناطق پرخطر ZCL را شناسایی و پیش‌بینی کنند و عوامل مؤثر بر بروز این بیماری را تعیین کنند. همچنین مدل پیشنهادی می‌تواند در مناطق دیگر و برای سایر بیماری‌های عفونی نیز اجرا شود.

### تشکر و قدردانی

این مقاله منتج از پایان‌نامه‌ی مقطع دکتری حرفه‌ای رشته‌ی پزشکی با کد ۹۵۱۱۷/۰۲۵ می‌باشد که در دانشگاه علوم پزشکی سبزوار به تصویب رسیده و با حمایت مالی این دانشگاه به انجام رسیده است. لذا، نویسندگان از معاونت تحقیقات و فناوری دانشگاه علوم پزشکی سبزوار بابت حمایت مالی و معاونت بهداشتی دانشگاه بابت در اختیار گذاشتن اطلاعات مربوط به بیماری لیشمانیوز جلدی کمال تشکر را دارند.

گسترش بیماری خواهند شد، در حالی که برخی مناطق فعلی پتانسیل زیست‌پذیری خود را از دست خواهند داد. همچنین عوامل کلیدی مانند NDVI، دما و ارتفاع در شناسایی این مناطق نقش مهمی داشتند. دقت مدل‌ها بالا ( $AUC > 0.9$ ) بود و پیشنهاد شد برنامه‌های کنترل بیماری با توجه به این تغییرات بازنگری شوند (۲۷). این یافته‌ها با نتایج مطالعه‌ی حاضر که نقش مهم NDVI و ارتفاع را در پیش‌بینی بیماری تأیید می‌کند هم‌راستا بود و نشان داد که ترکیب عوامل محیطی و اقلیمی همراه با استفاده از روش‌های یادگیری ماشینی، می‌تواند به پیش‌بینی بهتر و مدیریت مؤثرتر لیشمانیوز جلدی کمک کند.

Shiravand و همکاران نیز با استفاده از داده‌های دهساله (۲۰۰۷-۲۰۱۶) و مدل MaxEnt، ریسک فضایی زیستگاه ناقلان (*Phlebotomus papatasi*) و مخازن (*Rhombomys opimus*) لیشمانیوز جلدی در استان یزد را مدل‌سازی کردند. نتایج نشان داد که مدل دارای دقت بالا برای هر دو گونه است (AUC برای ناقل: ۰/۹۱۴ و برای مخزن: ۰/۹۵۵) و عوامل کلیدی نظیر دمای هوا، شاخص NDVI و ارتفاع نقش مهمی در تعیین پراکنندگی این گونه‌ها دارند.

این مطالعه بر اهمیت داده‌های محیطی و اقلیمی در تحلیل ریسک بیماری تأکید دارد و نشان داد که ابزارهای GIS و مدل‌های پیش‌بینی‌گر مانند MaxEnt می‌توانند مناطق پرخطر را با دقت بالایی شناسایی کنند (۲۸). در پژوهش حاضر نیز، با هدف مدل‌سازی فضایی لیشمانیوز جلدی در شهرستان سبزوار، از سه مدل ANFIS، MLP و PCA-ANFIS استفاده شد. یافته‌های مطالعه‌ی ما با نتایج مطالعه‌ی مذکور در استان یزد هم‌راستا بودند، زیرا در هر دو مطالعه، بر نقش حیاتی عوامل پوشش گیاهی و ارتفاع در توزیع بیماری تأکید شده است. مزیت

### References

1. Abadías-Granado I, Diago A, Cerro PA, Palma-Ruiz AM, Gilaberte Y. Cutaneous and mucocutaneous leishmaniasis. *Actas Dermo-Sifiliográficas (English Edition)* 2021; 112(7): 601-18.
2. Kyari S. Epidemiology of Leishmaniasis. *Leishmania Parasites-Epidemiology, Immunopathology and Hosts*: IntechOpen; 2024.
3. Karimi A, Jahanifard E, Abai MR, Rassi Y, Veysi A, Hanafi-Bojd AA, et al. Epidemiological survey on Cutaneous Leishmaniasis in southwestern Iran. *J Vector Borne Dis* 2020; 57(2): 121-7.
4. Namazi MJ, Dehkordi AB, Haghghi F, Mohammadzadeh M, Zarean M, Hasanabad MH. Molecular detection of Leishmania species in northeast of Iran. *Comp Clin Pathol* 2018; 27: 729-33.
5. Javaheri E, Sharifi I, Bamorovat M, Barghban R, Raiesi O, Zarandi MB, et al. New foci of zoonotic cutaneous leishmaniasis due to Leishmania major in the northeastern Iran cities of Sabzevar and Neghaab. *Ann Parasitol* 2021; 67(4): 683-9.
6. Namazi MJ, Javaheri E, Atabati H, Mojadadi M-S. Identification of Leishmania species by high-resolution melting analysis in newly emerged foci in Sabzevar, northeast of Iran. *J Parasit Dis* 2021; 45(1): 191-6.
7. Eisen L, Eisen RJ. Using geographic information systems and decision support systems for the prediction, prevention, and control of vector-borne diseases. *Annu Rev Entomol* 2011; 56(1): 41-61.
8. Uzair M, Tariq S. Geographic Information System (GIS): A tool to manage vector-borne diseases. *Pakistan Journal of Public Health* 2023; 13(1): 1-2.
9. Shirzadi MR, Mohammadi P, Moradi G, Goodarzi E, Khazaei S, Moayed L, et al. The incidence and geographical distribution of brucellosis in Iran using geographic information system and prediction of its incidence in 2021. *J Prev Med Hyg* 2021; 62(3): E635-E634.
10. Ostad M, Shirian S, Pishro F, Abbasi T, Ai A, Azimi F. Control of cutaneous leishmaniasis using geographic information systems from 2010 to 2014 in

- Khuzestan Province, Iran. *PloS One* 2016; 11(7): e0159546.
11. Mollalo A, Alimohammadi A, Shirzadi MR, Malek MR. Geographic information system-based analysis of the spatial and spatio-temporal distribution of zoonotic cutaneous leishmaniasis in Golestan Province, north-east of Iran. *Zoonoses Public Health* 2015; 62(1): 18-28.
  12. Shirzadi MR, Javanbakht M, Jesri N, Saghafipour A. Spatial distribution of cutaneous leishmaniasis cases referred to health centers of three Khorasan provinces in Iran using geographical information system. *Iran J Public Health* 2019; 48(10): 1885-92.
  13. Ramezankhani R, Hosseini A, Sajjadi N, Khoshabi M, Ramezankhani A. Environmental risk factors for the incidence of cutaneous leishmaniasis in an endemic area of Iran: A GIS-based approach. *Spat Spatiotemporal Epidemiol* 2017; 21: 57-66.
  14. Mohammadi E, Kermani S, Nourian-Zavareh M, Zare A, Aghapanah-Roudsari H, Samieinasab M, et al. A new approach of phonocardiogram analysis for screening some of cardio-vascular diseases based on deep learning [in Persian]. *J Isfahan Med Sch* 2022; 40(661): 109-14.
  15. Barati B, Erfaninejad M, Hashemi S, Chegeni N, Arshadhi M. Evaluation of Machine Learning Algorithms for Predicting Tumor and Non-tumor Brain Mri Images [in Persian]. *J Isfahan Med Sch* 2024; 42(778): 674-86.
  16. Subhadra K, Vikas B. Neural network based intelligent system for predicting heart disease. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering* 2019; 8(5): 484-7.
  17. Kaffash Charandabi N, Shirzadi MR. Modeling and analysis of leishmaniasis distribution process using multilayer perceptron neural network and support vector regression (Case study: villages of Isfahan province) [in Persian]. *Journal of Geomatics Science and Technology* 2023; 12(2): 1-15.
  18. Bamorovat M, Sharifi I, Rashedi E, Shafii A, Sharifi F, Khosravi A, et al. A novel diagnostic and prognostic approach for unresponsive patients with anthroponotic cutaneous leishmaniasis using artificial neural networks. *PLoS One* 2021; 16(5): e0250904.
  19. Babaie E, Alesheikh AA, Tabasi M. Spatial prediction of human brucellosis (HB) using a GIS-based adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS). *Acta Trop* 2021; 220: 105951.
  20. Babaie E, Alesheikh AA, Tabasi M. Spatial modeling of zoonotic cutaneous leishmaniasis with regard to potential environmental factors using ANFIS and PCA-ANFIS methods. *Acta Trop* 2022; 228: 106296.
  21. Shabeeb AG, Hashim HA, Gharghan SK. Heart disease classification based on combination of PCA/ANFIS model. *Res Biomed Eng* 2024; 40(3): 609-25.
  22. Sigudla J, Maritz JE. Exploratory factor analysis of constructs used for investigating research uptake for public healthcare practice and policy in a resource-limited setting, South Africa. *BMC Health Serv Res* 2023; 23(1): 1423.
  23. Tabasi M, Alesheikh AA, Kalantari M, Babaie E, Mollalo A. Spatial modeling of covid-19 prevalence using adaptive neuro-fuzzy inference system. *ISPRS International Journal of Geo-Information* 2022; 11(10): 499.
  24. Mokhtari M, Miri M, Nikoonahad A, Jalilian A, Naserifar R, Ghaffari HR, et al. Cutaneous leishmaniasis prevalence and morbidity based on environmental factors in Ilam, Iran: Spatial analysis and land use regression models. *Acta Trop* 2016; 163: 90-7.
  25. Tabasi M, Alesheikh AA, Sofizadeh A, Saeidian B, Pradhan B, AlAmri A. A spatio-temporal agent-based approach for modeling the spread of zoonotic cutaneous leishmaniasis in northeast Iran. *Parasit Vectors* 2020; 13(1): 572.
  26. Mohammadi A, Pishgar E, Bergquist R. Cutaneous leishmaniasis in a hyperendemic metropolitan area in Iran: spatial probability modeling by machine-learning. *J Med Entomol* 2025; 62(5): 1087-100.
  27. Bozorg-Omid F, Kafash A, Jafari R, Akhavan AA, Rahimi M, Rahimi Foroushani A, et al. Predicting current and future high-risk areas for vectors and reservoirs of cutaneous leishmaniasis in Iran. *Sci Re* 2023; 13(1): 11546.
  28. Shiravand B, Dehghani Tafti A, Hanafi-Bojd AA, Almodaresi SA, Mirzaei M, Abai MR. Modeling spatial risk of zoonotic cutaneous leishmaniasis in Central Iran. *Acta Trop* 2018; 185: 327-35.

## Comparison of ANFIS, MLP, and PCA-ANFIS Methods in Modeling and Spatial Prediction of Cutaneous Leishmaniasis in Sabzevar County, Iran

Ayoob Rastegar<sup>1</sup>, Ali Oghazyan<sup>2</sup>, Alireza Mohammadi<sup>3</sup>,  
Ali Pouryousef<sup>4</sup>, Mohammad-Shafi Mojadadi<sup>5</sup>

### Original Article

#### Abstract

**Background:** Cutaneous leishmaniasis (CL) is a parasitic and zoonotic disease. This study compares three methods: Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS), Multi-Layer Perceptron (MLP), and Principal Component Analysis (PCA-ANFIS) for modeling and predicting this disease in Sabzevar, Iran.

**Methods:** Data consisted of reported CL cases (2014–2021) and influencing factors such as population, climate, vegetation cover, and topographic variables. Geographic Information Systems (GIS) along with ANFIS, MLP, and PCA-ANFIS models were employed for spatial prediction.

**Findings:** Most cases were reported in autumn and winter, while spring had the lowest incidence. The Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) had the most significant impact on disease prediction. The ANFIS model predicted the highest number of cases in the Beyhaq district. The MLP model showed similar results but predicted fewer cases in the Zarrin, Foroughan, and Rob'e Shammat areas. The PCA-ANFIS model indicated higher incidence rates in areas such as Hokmabad, Karraab, and Robot compared to the other two models. The predicted risk of disease was similar across all three models.

**Conclusion:** The PCA-ANFIS model performed better in predicting cutaneous leishmaniasis in Sabzevar. This study can contribute to the preparation of disease prediction and vulnerability maps and provide valuable information for health planning and reducing the prevalence of leishmaniasis.

**Keywords:** Cutaneous leishmaniasis; Geographic information systems; Neural network models; Fuzzy logic; Principal component analysis; Forecasting

**Citation:** Rastegar A, Oghazyan A, Mohammadi A, Pouryousef A, Mojadadi MSh. **Comparison of ANFIS, MLP, and PCA-ANFIS Methods in Modeling and Spatial Prediction of Cutaneous Leishmaniasis in Sabzevar County, Iran.** J Isfahan Med Sch 2026; 43(842): 1656-65.

1- Associate Professor, Department of Environmental Health Engineering, School of Health, North Khorasan University of Medical Sciences, Bojnord, Iran

2. Department of Environmental Health Engineering, School of Public Health and Safety, Shahid Beheshti University of Medical Sciences, Tehran, Iran

3. Medical Student, Student Research Committee, Sabzevar University of Medical Sciences, Sabzevar, Iran.

4. Assistant Professor, Leishmaniasis Research Center, Sabzevar University of Medical Sciences, Sabzevar, Iran.

5. Professor, Leishmaniasis Research Center, Sabzevar University of Medical Sciences, Sabzevar, Iran.

**Corresponding Author:** Mohammad-Shafi Mojadadi. Professor, Leishmaniasis Research Center, Sabzevar University of Medical Sciences, Sabzevar, Iran; Email: mojadadi@gmail.com