

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشکده مهندسی کشاورزی

پایان نامه کارشناسی ارشد علوم و مهندسی آب گرایش سازه‌های آبی

کاربرد تصاویر ماهواره‌ای و هوش مصنوعی در برآورد تبخیر - تعرق واقعی در مقیاس حوضه آبریز

نگارنده: فاطمه حدادی

استاد راهنما

روزبه موذن زاده

استاد مشاور

بابک محمدی

مهر ۱۴۰۰

ب

شماره: ۱۹۴
تاریخ: ۱۴۰۰/۹/۷

ویرایش:

باسمه تعالی

فرمهای ارزشیابی پایان نامه کارشناسی ارشد
مربوط به ورودی‌های ۹۴ به بعد



مدیریت تحصیلات تکمیلی

فرم شماره (۳) صورتجلسه نهایی دفاع از پایان نامه دوره کارشناسی ارشد

با نام و یاد خداوند متعال، ارزیابی جلسه دفاع از پایان نامه کارشناسی ارشد خانم فاطمه حدادی با شماره دانشجویی ۹۷۰۵۴۲۴ رشته مهندسی کشاورزی گرایش سازه‌های آبی تحت عنوان کاربرد تصاویر ماهواره‌ای و هوش مصنوعی در برآورد تبخیر-تعرق واقعی در مقیاس حوضه آبریز که در تاریخ ۱۴۰۰/۰۷/۲۶ با حضور هیأت محترم داوران در دانشگاه صنعتی شاهرود برگزار شد به شرح ذیل اعلام می‌گردد:

(الف) درجه عالی: نمره ۱۹-۲۰ ☐ (ب) درجه خیلی خوب: نمره ۱۸/۹۹ - ۱۸ ☒ (ج) درجه خوب: نمره ۱۷/۹۹ - ۱۶ ☐ (د) درجه متوسط: نمره ۱۵/۹۹ - ۱۴ ☐ (ه) کمتر از ۱۴ غیر قابل قبول و نیاز به دفاع مجدد دارد ☐ نوع تحقیق: نظری ☐ عملی ☐			
عضو هیأت داوران	نام و نام خانوادگی	مرتبه علمی	امضاء
۱- استاد راهنمای اول	دکتر روزبه موذن زاده	استادیار	
۲- استاد راهنمای دوم			
۳- استاد مشاور	بابک محمدی	-	
۴- استاد داور اول	دکتر خلیل اژدری	دانشیار	
۵- استاد داور دوم	دکتر مهدی دلقتندی	استادیار	
۶- نماینده تحصیلات تکمیلی	دکتر یاسر صفری	استادیار	

نام و نام خانوادگی رئیس دانشکده:

تاریخ و امضاء و مهر دانشکده:



تقدیم اثر

خدایی که آفرید

جهان را، انسان را، عقل را، علم را، معرفت را، عشق را

و به کسانی که عشقشان را در وجودم دید.

تقدیم به پدر، مادر، مهربانم که هر لحظه وجودم را از چشمه سار پر از عشق چشمانشان سیراب می کنند.

مشمکرو قدردانی

سپاس بیکران پروردگار یکتار که، مستیمان بخشد و به طریق علم و دانش، رهنمونان شد.

از زحمات بی دریغ استاد بزرگوارم، جناب آقای دکتر مودن زاده، که بارها همنایان و نظرات کوهر بار خود

راه کشای این جانب بوده اند،

از جناب آقای دکتر اثروری و دکتر ولقندی که داوران جلسه دفاع را تقبل نموده اند، و همچنین آقای

دکتر صفری که نظارت جلسه را بر عهده داشتند، کمال مشکرو را دارم.

تهدنامه

اینجانب **فاطمه حدادی** دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته **سازه‌های آبی** دانشکده کشاورزی دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان‌نامه **کاربرد تصاویر ماهواره‌ای و هوش مصنوعی در برآورد تبخیر - تعرق واقعی در مقیاس حوضه آبریز** تحت راهنمایی **دکتر روزبه موذن زاده** متعهد می‌شوم.

- تحقیقات در این پایان‌نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است.
- در استفاده از نتایج پژوهش‌های محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است.
- مطالب مندرج در پایان‌نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است.
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می‌باشد و مقالات مستخرج با نام «دانشگاه صنعتی شاهرود» و یا «**Shahrood University of Technology**» به چاپ خواهد رسید.
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان‌نامه تأثیرگذار بوده‌اند در مقالات مستخرج از پایان‌نامه رعایت می‌گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان‌نامه، در مواردی که از موجود زنده (یا بافتهای آن‌ها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است.
- در کلیه مراحل انجام این پایان‌نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است.

تاریخ

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج، کتاب، برنامه‌های رایانه‌ای، نرم افزارها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می‌باشد. این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود.

چکیده

تبخیر- تعرق واقعی یکی از مهم‌ترین مؤلفه‌های بیلان آب در مناطق خشک و نیمه‌خشک محسوب می‌گردد. اندازه‌گیری این مؤلفه پیچیده و زمان‌بر است و عموماً منجر به مقادیر نقطه‌ای می‌گردد. اگرچه که استفاده از تصاویر ماهواره‌ای در قالب الگوریتم‌های مبتنی بر سنجش از دور این مشکل را حل نموده است، با این حال این الگوریتم‌ها نیز خود دارای محدودیت‌هایی هستند. در این تحقیق عملکرد مدل هوش مصنوعی ANFIS در برآورد تبخیر- تعرق واقعی در حوضه آبریز نیشابور (شمال شرق ایران) در بازه زمانی ۲۰۱۰-۲۰۰۱ مورد ارزیابی قرار گرفت. از داده‌های هواشناسی و شاخص‌های مستخرج از تصاویر ماهواره‌ای MODIS به عنوان ورودی این مدل تحت سناریوهای متفاوت استفاده شد. به این صورت که ابتدا تصاویر شاخص‌های گیاهی از سنجنده MODIS دریافت شدند و داده‌های آن‌ها استخراج گردید. با داشتن مقادیر پارامترهای هواشناسی و شاخص‌های گیاهی، ابتدا ۸ سناریو ورودی با ترکیبی از پارامترها و شاخص‌های گیاهی برای مدل ANFIS تدوین شد. سپس از ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش مدل و از ۳۰ درصد داده‌ها نیز برای آزمون مدل به کار گرفته شد و عملکرد مدل تحت ۸ سناریو مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد که شاخص کمبود رطوبتی خاک (SWDI) نقش مهمی در کاهش خطای برآورد تبخیر- تعرق واقعی داشت به نحوی که افزوده شدن آن به سایر شاخص‌های سنجش از دور منجر به کاهش ۱۸/۴ و ۱۲/۵ درصدی RMSE به ترتیب در مرحله آموزش و آزمون مدل شده است. بر اساس نتایج به دست آمده، سناریوی شامل تمامی ورودی‌ها با اختصاص مقادیر ۱۳/۱، ۱۰/۱۴ و ۰/۹ به ترتیب برای معیارهای RMSE، MAE و NSE در مرحله آزمون و مقادیر ۱۱/۹۳، ۹/۰۲ و ۰/۹۱ در مرحله آزمون بهترین عملکرد را در برآورد تبخیر- تعرق واقعی داشته است. عملکرد روش پیشنهادی در برآورد تبخیر- تعرق واقعی، با به کارگیری تصاویر ماهواره‌ای و مدل‌های هوش مصنوعی متفاوت، در سایر حوضه‌های آبریز قابل ارزیابی خواهد بود.

کلمات کلیدی: تبخیر- تعرق واقعی، شاخص کمبود رطوبتی خاک، هوش مصنوعی، نیشابور

پیش‌گفتار

الگوی حاضر با هدف دستیابی به قالب و چهارچوبی استاندارد برای نگارش و تدوین پایان‌نامه‌های دانشگاه صنعتی شاهرود توسط کتابخانه مرکزی تهیه شده است. در این الگو با تعریف سبک‌های مختلف متناسب با نیازهای موجود در تایپ و تدوین پایان‌نامه تلاش شده است تا دانشجو بتواند با صرف کمترین وقت پایان‌نامه خود را تدوین نماید. ترتیب قسمت‌های مختلف این الگو مطابق با آیین‌نامه آموزشی دانشگاه است. لطفاً خود را مقید به استفاده از این الگو و ترتیب کنید و تمامی صفحات را به‌دقت مطالعه فرمایید.

فهرست مطالب

ذ	فهرست اشکال
ر	فهرست جداول
۱	۱. فصل اول: مقدمه و کلیات
۱-۱	۱-۱ مقدمه
۵	۱-۲ ضرورت انجام تحقیق
۵	۱-۳ هدف تحقیق
۵	۱-۴ فرضیه‌های تحقیق
۶	۱-۵ ساختار پایان نامه
۷	۲. فصل دوم: بررسی منابع و پیشینه تحقیق
۸	۲-۱ بررسی تحقیقات انجام شده در برآورد تبخیر-تعرق
۸	۲-۲ مطالعات انجام شده به منظور برآورد تبخیر-تعرق بدون استفاده از تصاویر ماهواره‌ای
۱۳	۲-۳ مطالعات انجام شده به منظور برآورد تبخیر-تعرق با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای
۱۶	۲-۴ مطالعات ترکیبی انجام شده به منظور برآورد تبخیر-تعرق
۱۸	۲-۵ جمع‌بندی تحقیقات گذشته
۲۱	۳. فصل سوم: مواد و روش‌ها
۲۲	۳-۱ مقدمه
۲۲	۳-۲ منطقه مورد مطالعه
۲۳	۳-۳ تهیه داده‌ها با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای
۲۷	۳-۴ شاخص‌های به دست آمده از تصاویر ماهواره‌ای
۲۷	۳-۴-۱ شاخص R_n

۲۸	۲-۴-۳ شاخص تفاضل نرمال شده گیاهی (NDVI)
۲۹	۳-۴-۳ شاخص دمای سطح زمین (LST)
۳۰	۴-۴-۳ شاخص تعدیل شده گیاهی برای خاک (SAVI)
۳۱	۵-۴-۳ شاخص SWDI
۳۴	۵-۳ مدل های هوش مصنوعی
۳۴	۱-۵-۳ ANFIS
۳۸	۶-۳ داده های مورد نیاز برای آموزش و صحت سنجی ANFIS و تعیین الگوهای ورودی
۳۹	۷-۳ معیارهای ارزیابی مدل
۴۱	فصل چهارم: بحث و نتایج
۴۲	۱-۴ شاخص های به دست آمده از تصاویر ماهواره ای
۴۲	۱-۱-۴ شاخص NDVI
۴۳	۲-۱-۴ شاخص SAVI
۴۴	۳-۱-۴ شاخص Rn
۴۵	۴-۱-۴ شاخص LST
۴۶	۵-۱-۴ شاخص SWDI
۴۷	۲-۴ نتایج مدل پیش بینی کننده ANFIS
۵۹	فصل پنجم: نتیجه گیری و پیشنهادات
۶۰	۱-۵ نتیجه گیری
۶۱	۲-۵ پیشنهادات
۶۳	عمر ارجح

فهرست اشکال

- شکل ۱-۳- موقعیت حوضه آبریز نیشابور در کشور و حوضه‌های آبریز مجاور در استان خراسان رضوی. ۲۳
- شکل ۲-۳- مفهوم رابطه مثلثی LST-NVDI برای تعیین شاخص خیسی خاک. مقدار شاخص SWI در سراسر لبه خشک صفر و در سراسر لبه تر ۱ است. خطوط هم‌تراز SWI با مقادیر ۰/۲، ۰/۴، ۰/۶ و ۰/۸ از بالا به پایین می‌باشند. ۳۲
- شکل ۳-۳- یک سیستم استنتاج شبکه عصبی دارای چهار متغیر ورودی و در هر ورودی دو تابع عضویت ۳۷
- شکل ۱-۴- تصویر شاخص NDVI در تاریخ ۲۲ تیرماه ۱۳۸۸ برای منطقه مورد مطالعه. ۴۳
- شکل ۲-۴- تصویر شاخص SAVI در تاریخ ۲۲ تیرماه ۱۳۸۸ برای منطقه مورد مطالعه. ۴۴
- شکل ۳-۴- تصویر شاخص Rn در تاریخ ۲۲ تیرماه ۱۳۸۸ برای منطقه مورد مطالعه. ۴۵
- شکل ۴-۴- تصویر شاخص LST در تاریخ ۲۲ تیرماه ۱۳۸۸ برای منطقه مورد مطالعه. ۴۶
- شکل ۵-۴- تصویر شاخص SWDI در تاریخ ۲۲ تیرماه ۱۳۸۸ برای منطقه مورد مطالعه. ۴۷
- شکل ۶-۴- مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده داده‌های تبخیر-تعرق واقعی (آزمون) نسبت به خط $y=x$ ، الف) سناریوی S1، ب) سناریوی S2، ج) سناریوی S3، د) سناریوی S4، ر) سناریوی S5، ز) سناریوی S6، ه) سناریوی S7، ل) سناریوی S8. ۵۱
- شکل ۷-۴- سری زمانی مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده نسبت، الف) سناریوی S1، ب) سناریوی S2، ج) سناریوی S3، د) سناریوی S4، ر) سناریوی S5، ز) سناریوی S6، ه) سناریوی S7، ل) سناریوی S8. ۵۶

فهرست جداول

جدول ۱-۳- ویژگی‌های سنجنده مودیس	۲۴
جدول ۲-۳- مشخصات باندهای انعکاسی سنجنده مودیس	۲۵
جدول ۳-۳- مشخصات باندهای حرارتی سنجنده مودیس	۲۶
جدول ۴-۳- سناریوهای مختلف ورودی برای پژوهش حاضر	۳۹
جدول ۱-۴- مقادیر معیارهای ارزیابی عملکرد مدل ANFIS تحت سناریوهای مختلف در مراحل آموزش و آزمون	۴۹

فصل اول: مقدمه و کلیات

۱-۱ مقدمه

روند روبه رشد جمعیت، بخش‌های مختلف کشور را با چالش‌های اساسی روبرو کرده است. بخش آب هم از این قاعده مستثنی نبوده است، بخصوص که کشور ما جزء مناطق خشک و نیمه‌خشک دنیا است. لذا استفاده پایدار از منابع آب در بخش کشاورزی باید با ملاحظات بیشتری صورت گیرد. آبی که برای تهیه نیاز آبی گیاه تأمین می‌شود در حقیقت جایگزین تبخیر-تعرق گیاه می‌شود. تبخیر-تعرق شامل دو فرآیند تبخیر از سطح خاک و تعرق از سطح گیاه است. از این رو، برآورد تبخیر-تعرق برای تأمین نیاز آبی یکی از اقدامات ضروری است (قمرنیا و همکاران، ۱۳۸۹؛ زارع ابیان و همکاران، ۱۳۸۸). تبخیر-تعرق نقش قابل توجهی در چرخه هیدرولوژی داشته و برای پیش‌بینی رواناب، پیش‌بینی عملکرد محصول، طراحی کاربری اراضی و طراحی کانال‌های آبیاری کاربردهای مهمی دارد (Michael & Bastiaanssen., 2002). در صورتی که مقدار آب در مجموعه خاک و گیاه بدون محدودیت باشد، عناصر اقلیمی و نوع پوشش گیاهی تعیین‌کننده شدت تبخیر-تعرق اند ولی در صورت محدود بودن آب در این مجموعه، شدت تبخیر-تعرق به خصوصیات خاک و میزان آب موجود در آن بستگی پیدا می‌کند. عناصر اقلیمی به دلیل تغییرات مکانی و زمانی و همچنین تغییرات آب در خاک و گیاه باعث پیچیده‌تر شدن تخمین تبخیر-تعرق شده است. همچنین برآورد دقیق تبخیر-تعرق علاوه بر اینکه به داده‌ها و عوامل زیادی نیاز دارد، هزینه‌ای بالایی را هم می‌طلبد (عظیمی و همکاران، ۱۳۹۴). بنابراین در سال‌های اخیر، محققان به استفاده از تصاویر ماهواره‌ای و روش‌های هوش مصنوعی روی آورده‌اند. شدت تبخیر-تعرق تابعی از متغیرهای محیطی شامل دما، تابش خورشیدی رطوبت و سرعت باد می‌باشد (Allen et al., 1998). تعیین پارامترهای اثرگذار در تبخیر و تعرق برای یک منطقه وسیع، توسط ایستگاه‌های هواشناسی موجود، گاهاً امکان‌پذیر

نیست چراکه راه اندازی ایستگاه‌ها با تراکم مناسب و استاندارد از نظر اقتصادی به صرفه نیست. با توجه به اهمیت تبخیر-تعرق در مطالعات مختلف، لازم است از روش‌هایی که توزیع مکانی و زمانی خوبی برای محاسبه تبخیر-تعرق دارند، بهره گرفت. با توسعه ماهواره‌های سنجش از دور، استفاده از تصاویر ماهواره‌ای به دلیل پوشش وسیع مکانی، قدرت تفکیک زیاد، هزینه کم و آرشپو زمانی غنی رشد چشم‌گیری داشته است. بنابراین محققان تمایل زیادی به استفاده از داده‌های ماهواره‌ای در تعیین تبخیر-تعرق در سطوح وسیع دارند. پارامترهایی مانند دمای هوا، تابش خالص رسیده به زمین، دمای سطح زمین که با استفاده از ماهواره‌ها محاسبه می‌شوند و به دلیل اینکه سطوح وسیعی را پوشش می‌دهند، دارای مزیت هستند (سهیلی فر، ۱۳۹۰). مزیت دیگر استفاده از تصاویر ماهواره‌ای این است که، می‌توان تبخیر-تعرق را بدون آنکه با سایر فرآیندهای هیدرولوژیکی کمی کرد، تخمین زد (مباشری، ۱۳۸۵).

با توجه به محدود بودن تعداد ایستگاه‌های هواشناسی، اندازه‌گیری پارامترهای هواشناسی بیشتر در یک نقطه از منطقه صورت می‌گیرد و برای حوضه‌های بزرگ کفایت نمی‌کند و نمی‌توان آن‌ها را به کل حوضه تعمیم داد، لذا داده‌هایی که از این روش به دست می‌آیند از دقت کافی برخوردار نیستند. علاوه بر این روش‌های متداول اندازه‌گیری پارامترهای هواشناسی، به دلیل تنوع زمانی و مکانی، هزینه زیاد برای جمع‌آوری و ناقص بودن تجهیزات هواشناسی عملاً مقرون به صرفه نیستند (پریداد، ۱۳۹۴). از طرف دیگر توزیع مکانی ایستگاه‌ها در ایران متفاوت است، ممکن است توزیع ایستگاه‌ها در برخی مناطق مناسب باشد و داده‌های متعدد هواشناسی به‌طور مرتب اندازه‌گیری شود ولی در برخی مناطق دیگر بخصوص مناطق دورافتاده علاوه بر تراکم کم ایستگاه‌های هواشناسی ممکن است فقط چند پارامتر مثل رطوبت و دمای هوا اندازه‌گیری شود. با این حال لازم است پارامترهای مختلف هواشناسی از نظر نوع داده و تعداد ورودی برای برآورد تبخیر-تعرق بررسی شود (رحیمی خوب و محمودی، ۱۳۹۰). برای حل این

مشکلات، فناوری سنجش از دور این امکانات را فراهم نموده است. با بهره‌گیری از این فناوری و تصاویر ماهواره‌ای می‌توان سطح وسیعی را مورد مطالعه قرار داد (Bastiaanssen et al., 2005). با استفاده از این فناوری می‌توان تغییرات مکانی و زمانی بین دو تصویربرداری متوالی و برآورد تبخیر-تعرق واقعی در مقیاس ناحیه‌ای و جهانی را به دست آورد (Rwasoka et al., 2011). امکان پذیر بودن استفاده از اطلاعات سنجنده‌های ماهواره‌ای در راستای تخمین میزان تبخیر-تعرق باعث درک تغییرات آب در زمان و مکان شده، سطوح عدم اطمینان را کاهش داده و باعث افزایش جزئیات فضایی و قابلیت تعمیم به حوضه‌های بزرگ می‌گردد (پریداد، ۱۳۹۴).

روش‌های هوش مصنوعی این قابلیت را دارند که داده‌هایی که توسط ماهواره‌ها حاصل می‌شوند به‌عنوان ورودی دریافت کنند و با ترکیب آن‌ها در لایه‌های پنهان، تبخیر-تعرق را به‌عنوان خروجی معرفی کنند. یکی دیگر از قابلیت این مدل، امکان بررسی ورودی‌های مختلف برای برآورد یک متغیر است (Sudheer et al., 2004). در مقایسه با روش‌های دیگر برآورد تبخیر-تعرق، استفاده از تصاویر ماهواره‌ای و مدل‌های هوش مصنوعی نه تنها کم‌هزینه‌تر است بلکه مقدار این پارامتر با دقت بیشتری برآورد می‌گردد. تحقیقات منتشر شده در سال‌های گذشته نشان می‌دهد که مدل‌های هوش مصنوعی در زمینه‌های مختلف مطالعات محیط‌زیست و آب، مانند مدل‌های پیش‌بینی رواناب، جریان ورودی به مخازن، پارامترهای کیفیت آب و تبخیر-تعرق گیاه مرجع کارایی بیشتری داشته است که ازجمله می‌توان به تحقیقات (Arya Azar et al., 2021; Ghordoyee Milan et al., 2021; Sudheer et al., 2004; Kisi., 2004; Kayhomayoon et al., 2021; Dehbozorgi, and Sepaskhah, 2011) اشاره کرد.

۲-۱ ضرورت انجام تحقیق

تبخیر-تعرق از مهم‌ترین اجزای بیلان آبی در حوضه می‌باشد که در مناطق خشک و نیمه‌خشک نقش مهمی در تفسیر دینامیک بیلان آب و تعاملات جرم و انرژی بین زمین و اتمسفر ایفا نموده است (Ahmad et al., 2008; Wilcox et al., 2003; Newman et al., 2006; Gowda et al., 2008). در مناطق خشک و نیمه‌خشک بیش از ۹۱٪ بارش سالانه توسط تبخیر-تعرق مصرف می‌گردد (Glenn et al., 2007). مسئله‌ای که در این میان وجود دارد، به‌ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک، تبخیر-تعرق دارای تغییرات مکانی و زمانی است و آشنایی با این تغییرات در مدیریت پایدار منابع آب و استنتاج فعل و انفعالات زمین و اتمسفر اهمیت دارد. برای این منظور باید میزان تبخیر-تعرق واقعی را به‌صورت فضایی تعیین نمود. لذا مهم است در جهت بهبود بازده مصرف آب بر اساس تخمین‌های قابل اطمینان تبخیر-تعرق باشد، چراکه این فاکتور در مناطق خشک و نیمه‌خشک یکی از فاکتورهای غالب در معادله بیلان آب است.

۳-۱ هدف تحقیق

هدف اصلی از این مطالعه، معرفی و به‌کارگیری مدل هوش مصنوعی ANFIS در به دست آوردن برآوردهای مقرون به‌صرفه و درعین حال دقیق از تبخیر-تعرق واقعی در حوضه آبریز نیشابور می‌باشد

۴-۱ فرضیه‌های تحقیق

- مقادیر تبخیر-تعرق واقعی به‌دست آمده از تکنیک سنجش از دور قابل اعتماد است.
- روش هوش مصنوعی ANFIS قادر است ارتباط مناسبی میان ورودی‌های مدل (پارامترهای

هواشناسی و سنجش از دور) و خروجی مدل (ET_{act}) برقرار نماید.

۵-۱ ساختار پایان نامه

این پژوهش در ۵ فصل به صورت زیر تدوین شده است.

فصل اول: در این فصل مقدمه و کلیاتی از تبخیر-تعرق، اهمیت محاسبه آن، مزایای استفاده از تصاویر ماهواره‌ای در محاسبه تبخیر-تعرق واقعی و همچنین ضرورت انجام تحقیق به صورت کلی بیان می‌شود.

فصل دوم: در این فصل به بررسی منابع گذشته در خصوص موضوع پژوهش پرداخته می‌شود.

فصل سوم: مواد و روش‌ها. در این فصل پارامتر و داده‌های مورد استفاده و نحوه کار با آن‌ها در پژوهش مشخص می‌شوند. همچنین الگوریتم هوش مصنوعی به کار گرفته شده در پژوهش تشریح می‌شود.

فصل چهارم: تجزیه و تحلیل یافته‌های پژوهش: نتایجی که از فصل سوم حاصل می‌شود در این فصل به صورت کامل تجزیه و تحلیل خواهند شد.

فصل پنجم: نتیجه‌گیری و پیشنهادات: نتایج حاصل از پایان نامه در این فصل ارائه می‌شود و در بخش دوم این فصل، پیشنهاداتی در مورد پژوهش‌های بعدی ارائه خواهد شد.

فصل دوم: بررسی منابع و بهینه تحقیق

۱-۲ بررسی تحقیقات انجام شده در برآورد تبخیر-تعرق

تخمین دقیق تبخیر-تعرق اهمیت فراوانی در برنامه ریزی آبیاری، مدیریت منابع آب، پیش بینی تولید محصولات کشاورزی و بهبود راندمان مصرف آب دارد (رضایی، ۱۳۹۴). اهمیت این موضوع باعث شده است تا تحقیقات گسترده ای در سراسر جهان و ایران انجام شود. بررسی مطالعات انجام شده در برآورد ET به سه بخش مطالعات بدون استفاده از تصاویر ماهواره ای شامل رگرسیون و مدل های هوش مصنوعی، مطالعات انجام شده با استفاده از تصاویر ماهواره ای و مطالعات ترکیبی تقسیم شده است که در زیر بخش های زیر به تفکیک بررسی شده است.

۲-۲ مطالعات انجام شده به منظور برآورد تبخیر-تعرق

بدون استفاده از تصاویر ماهواره ای

کومار و همکاران (Kumar et al., 2002) با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) چندلایه با الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا، میزان تبخیر-تعرق مرجع را در ایستگاه دیویس در کالیفرنای آمریکا برآورد کردند. در این تحقیق، مدل ANN با ساختار داخلی متفاوت و ورودی های مشابه معادله پنمن-مانتیت (۱۹۶۵) مورد بررسی قرار گرفت. در تحقیق ایشان ضریب همبستگی (R) ۰/۹۵ و WSEE^۱ کمتر از ۰/۳ میلی متر در روز به دست آمد. هم چنین آن ها در تحقیق خود مدل پنمن-مانتیت را با روش لایسیمتر مقایسه کردند. نتایج نشان داد که WSEE و R به ترتیب ۰/۷۵ میلی متر در روز و ۰/۸۳ است و نتایج حاصل از مدل ANN نسبت به نتایج حاصل شده از مدل پنمن-مانتیت به مقادیر لایسیمتر نزدیک تر بود.

¹ weighted standard error of estimate

کیسی و اوزتورک (Kisi & Ozturk., 2007) از روش‌های ANN و ANFIS برای تخمین ET_0 در منطقه ایالت کالیفرنیا آمریکا استفاده کردند. آن‌ها از اطلاعات سال‌های ۲۰۰۱-۲۰۰۳ برای آموزش ANN و از اطلاعات سال ۲۰۰۴ برای آزمون مدل استفاده کردند. معادله مرجع آن‌ها معادله فائو-پنمن-مانتیت (FPM) بود. در این تحقیق از ۱۰ سناریو و هم‌چنین از مدل‌های تجربی هم استفاده شد. نتایج نشان داد در مدل ANFIS برای ایستگاه پومونا، با ورودی‌های تابش خورشیدی، سرعت باد، دما و رطوبت نسبی مقادیر R^2 ، MAE و MSE به ترتیب ۰/۹۹، ۰/۱۵ میلی‌متر در روز و ۰/۰۴ میلی‌مترمربع بر مربع روز؛ برای حالت با ورودی‌های تابش خورشیدی و دما مقادیر R^2 ، MAE و MSE به ترتیب ۰/۹۸، ۰/۱۹ میلی‌متر در روز و ۰/۰۶ میلی‌مترمربع بر مربع روز محاسبه شد و مقایسه آن با نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های تجربی نشان داد که ANFIS عملکرد بهتری داشته است.

کیسی (Kisi, 2007) برای برآورد ET_0 از شبکه عصبی مصنوعی پیشرو استفاده کرد. در این تحقیق از داده‌های هواشناسی شامل سرعت باد، دمای هوا، رطوبت نسبی و تابش خورشیدی سه ایستگاه در منطقه لس‌آنجلس آمریکا با ترکیب داده‌های ورودی مختلف برای شبکه عصبی استفاده شد. عملکرد مدل شبکه عصبی با مدل‌های تجربی پنمن (۱۹۸۴)، HR و تورک (۱۹۶۱) مقایسه شد. نتایج نشان داد که دقت مدل ANN بیشتر از دقت معادلات تجربی بود، اما ANN داده‌ها را برای ایستگاه سانتامونیکا به خوبی دو ایستگاه دیگر پیش‌بینی نکرد. بهترین مقادیر MSE، MAE و R^2 برای شبکه عصبی مصنوعی با لایه‌های (۱-۶-۴) به دست آمد که مقادیر به ترتیب ۰/۲۳، ۰/۳۸ و ۰/۹۷ بودند.

رحیمی خوب و محمودی (۱۳۹۰) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی اقدام به تخمین تبخیر-تعرق واقعی حوضه آبریز معرف امامه کردند. در این پژوهش از چهار ترکیب مختلف داده‌های هواشناسی شامل، دمای کمینه و بیشینه، نم نسبی و سرعت باد به‌عنوان ورودی به مدل شبکه

عصبی مصنوعی استفاده شد. در تحقیق ایشان، مقادیر میانگین جذر مربعات خطا (RMSE) و ضریب تبیین (R^2) بین مقادیر مشاهداتی و مقادیر به دست آمده از مدل شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب ۰/۱۷ میلی متر در روز و ۰/۹۵ محاسبه شد. نمودار مقادیر واقعی و مقادیر به دست آمده از مدل نشان داد که خطای ۰/۸۲٪ از داده ها کمتر از ۰/۱۵٪ است. در تحقیق آن ها مشخص شد، استفاده از پارامتر رطوبت نسبی هوا به ورودی مدل شبکه عصبی باعث افزایش ۳ درصدی ضریب تبیین شد. با اضافه شدن پارامتر سرعت باد، دقت مدل افزایش چشمگیری داشته و ضریب تبیین آن به ۰/۹۵ رسید. همچنین ورود پارامتر تابش خورشیدی رسیده به زمین به عنوان ورودی باعث بهبود عملکرد مدل شد.

چالوahan و شریواستوا (Chauhan and Shrivastava, 2012) الگوهای مختلف ANN برای به دست آوردن مدلی برای مناطقی با داده کم هواشناسی به کار بردند و نتایج آن را با ET_0 هفتگی مدل فائو-پنمن-مانتیت مقایسه کردند. الگوهای به کاررفته در شبکه عصبی کوازی-نیوتن، لونیبرگ-مارکوارت و پس انتشار با یادگیری متغیر بود. آن ها از داده های بیشینه و کمینه دمای هوا، سرعت باد، ساعات آفتابی و بیشینه و کمینه رطوبت نسبی به عنوان داده های ورودی استفاده کردند. در پژوهش ایشان از SEE^1 ، NSE^2 ، MSE^3 و R به عنوان معیارهای صحت سنجی استفاده شد. نتایج نشان داد الگوریتم کوازی-نیوتن بهترین برآورد از تبخیر-تعرق را دارد. در این الگوریتم نتایج ۶ ورودی با مقادیر SEE ، NSE و R به ترتیب ۰/۱۸۴ میلی متر در روز، ۹۹/۴۵ درصد و r برابر ۰/۹۹ به دست آمد اما نتایج با دو ورودی NSE و r به ترتیب ۰/۳۸۱ میلی متر در روز، ۹۷/۶۳ درصد و r برابر ۰/۹۹ به دست آمد که قابلیت ANN را در تخمین ET_0 بیان می کند.

¹ standard error of estimate

² Nash Sutcliffe coefficient

³ mean square error

خورشید دوست و همکاران (۱۳۹۳) در تحقیقی به برآورد مقدار تبخیر با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک پرداختند. ایشان در این پژوهش از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک، روش پنمن-فائو و روش رگرسیون خطی چندمتغیره استفاده کردند. در مطالعه آن‌ها از ۵۶ مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. نتایج نشان داد تبخیر جو با خطای ۰/۲۲۷ میلی‌متر در روز در نیمه گرم سال پیش‌بینی شد. میزان خطای محاسباتی در روش پنمن-فائو نسبت به داده‌های واقعی ۱/۳۴ به دست آمد. همچنین برای روش رگرسیون خطی چندمتغیره میزان خطا برای برآورد تبخیر ۰/۷۹ میلی‌متر در روز محاسبه شد. در نهایت مقایسه نتایج حاصل از روش آن‌ها، شبکه عصبی مصنوعی به‌عنوان مدلی کارا و دقیق‌تر در مقایسه با رگرسیون خطی و معادله پنمن-فائو در ایستگاه تبریز انتخاب شد.

گوسیچ^۱ و همکاران (Gocić et al., 2015) ماهانه در صربستان را با استفاده از مدل‌های ماشین بردار پشتیبان - الگوریتم کرم شبتاب (SVM - FFA)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و برنامه‌نویسی ژنتیک (GP) پیش‌بینی کردند و دریافتند که میزان RMSE در روش SVM - FFA، ANN و GP به ترتیب برابر ۰/۲۹، ۰/۴۵ و ۰/۳۵ محاسبه شد. مقایسه بین سه مدل استفاده شده نشان داد که SVM - FFA عملکرد بهتری در تخمین ET₀ داشته است.

پاتیل و همکاران (Patil et al., 2016) قابلیت‌های مدل‌های ANN، ELM^۲، LS - SVM^۳ و هارگریوز را برای پیش‌بینی ET₀ هفتگی با داده‌های ورودی در دو ایستگاه هواشناسی واقع در کشور هند مقایسه کردند. ایشان دریافتند که مدل‌های ELM با RMSE=0.70 و LS - SVM با RMSE=0.72 عملکرد مشابهی را نشان می‌دهند که هر دو از مدل‌های ANN با RMSE=0.73 و

¹ Gocić

² Extreme Learning Machine

³ Least Square Support Vector Machine

هارگريوز RMSE=0.99 برتر بودند.

فنگ و همکاران (Feng et al., 2016) سه مدل، ماشین‌های یادگیری شدید (ELM)، شبکه‌های عصبی پس انتشار بهینه‌شده با الگوریتم ژنتیک (GANN) و مدل‌های شبکه عصبی موجک (WNN) را در برآورد تبخیر-تعرق مرجع در منطقه مرطوب جنوب غرب چین استفاده و نتایج آن را با مدل پنمن مانیتث، هارگريوز، هارگريوز اصلاح‌شده، ماکینک^۱، پریستلی-تیلور^۲ و ریتچای^۳ مقایسه کردند. نتایج نشان داد که سه مدل جدید عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های تجربی و پنمن مانیتث داشتند و در بین مدل‌ها، مدل‌های ELM و GANN بسیار بهتر از مدل WNN بودند. آن‌ها به این نتیجه رسیدند که مدل‌های ELM و GANN در شرایط کمبود داده‌های هواشناسی دارای دقت قابل قبولی جهت پیش‌بینی تبخیر-تعرق مرجع هستند. مقادیر خطا (RMSE) برای این مدل‌ها به ترتیب بین (۰/۳۱-۰/۳۳۲) و (۰/۳-۰/۳۳۳) بود.

یین و همکاران (Yin et al., 2016) تغییرپذیری ET_0 را با استفاده از مدل ELM و رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) در منطقه Yingluoxia در شمال غرب چین را بررسی کردند، نتایج نشان داد که مدل‌های مذکور عملکردهای بسیار خوبی برای پیش‌بینی ET_0 دارند. هم‌چنین اینان در تحقیق دیگر خود (۲۰۱۷) مدل SVM یکپارچه و GA را با SVM و ANN برای پیش‌بینی ET_0 مقایسه کردند که در این تحقیق SVM-GA عملکرد بهتری داشت. نتایج پیش‌بینی برای آینده نشان داد که مقدار ET_0 به‌صورت سالانه با نرخ ۷/۵ میلی‌متر افزایش می‌یابد.

مهدی‌زاده و همکاران (Mehdizadeh et al., 2017) برای شبیه‌سازی ET_0 از مدل‌های MARS

¹ Makkink

² Priestley-Taylor

³ Ritchie

، SVM با هسته چندجمله‌ای، SVM با هسته شعاعی و برنامه‌نویسی بیان ژن^۱ استفاده کردند. نتایج نشان داد که MARS و SVM با یک هسته شعاعی بهتر از SVM با استفاده از هسته چندجمله‌ای و روش GEP می‌باشد. در تحقیق ایشان، بهترین خطا برای مدل MARS مبتنی بر دمای کمینه و بیشینه و تشعشع شامل؛ RMSE و MAE؛ به ترتیب ۰/۴۴ و ۰/۲۹ و ضریب $R^2=0.96$ به دست آمد.

فان و همکاران (Fan et al., 2018) از مدل‌های یادگیری ماشین شامل؛ SVM، ELM، جنگل تصادفی (RF) و درخت مدل (MT) برای پیش‌بینی تبخیر-تعرق مرجع در کشور چین پرداختند. ایشان مدل‌های مذکور را روی داده‌های محدود هواشناسی حداکثر و حداکثر دمای روزانه، رطوبت نسبی، سرعت باد، تابش خورشید جهانی و خارج زمینی اجرا کردند. نتایج نشان داد که در صورت فقدان داده‌های کامل هواشناسی، مدل‌های یادگیری ماشین برآورد رضایت بخشی از ET_0 را در مناطق معتدل قاره، کوهستانی و مناطق معتدل موسمی چین فراهم می‌آورد. مقدار RMSE در تحقیق ایشان ۰/۵ میلی‌متر بر روز محاسبه شد.

۲-۳ مطالعات انجام شده به منظور برآورد تبخیر-تعرق با

استفاده از تصاویر ماهواره‌ای

چاندراپالا و ویمالاسوریا (Chandrapala and wimalasuriya, 2003) تبخیر-تعرق واقعی ۱۰ روزه را در سریلانکا را با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای به دست آوردند. اطلاعات تکمیلی ایستگاه هواشناسی مانند سرعت باد، درجه حرارت هوا در زمان تصویربرداری و متوسط ساعات آفتابی را در دو سال پیاپی برآورد کردند. مقادیر تبخیر-تعرق اندازه‌گیری شده و برآورد شده با دستگاه Scintillometer مقایسه

¹ Gene Expression Programming

شدند. نتایج آن‌ها نشان داد که برای دوره ۱۰ روزه و ماهیانه مقادیر اختلاف بین مقادیر برآورد شده از اطلاعات ماهواره‌ای و مقادیر اندازه‌گیری شده ۱۷ و ۱ درصد بودند. درنهایت آن‌ها استفاده از اطلاعات ماهواره‌ای برای برآورد تبخیر-تعرق را توصیه کردند.

تکسیرا و همکاران (Teixeira et al., 2009) در پژوهشی در حوضه رودخانه سائو فرانسیسکو در برزیل با استفاده از میزان آلودگی سطحی، دمای سطح زمین، گسیلمندی سطحی و اتمسفری، شار گرمای خاک، زبری سطح، تابش خالص، گرادیان دمای هوا، شار گرمای نهان، کسر تبخیر و تابش فعال را برای محاسبه تبخیر-تعرق اندازه‌گیری کردند. در این پژوهش مقدار ET با استفاده از تصاویر لندست و با میزان خطای $RMSE=0.38 \text{ mm/day}$ برای منطقه محاسبه شد.

اکبری و همکاران (۱۳۸۹) به دلیل مشکلات داده‌های تبخیر-تعرق نقطه‌ای و دقت پایین اندازه‌گیری آن، از تکنیک سنجش از دور به منظور برآورد تبخیر-تعرق واقعی استفاده کردند. در تحقیق ایشان تبخیر-تعرق واقعی با استفاده از آمار ۲۰ ساله (۱۳۶۸-۱۳۸۸) با استفاده از تکنیک سنجش از دور ماهواره NOAA-AVHRR و روش بیلان انرژی برآورد گردید. با مقایسه اطلاعات به دست آمده از سنجش از دور و دو روش برآورد تبخیر و تعرق هارگریوز و پنمن مانیتش مشاهده شد که نتایج به دست آمده از اطلاعات ماهواره‌ای با ریشه میانگین مربعات خطای ۰/۶۷، میانگین خطای مطلق ۰/۴ میلی‌متر در روز تطابق قابل قبولی با مقادیر مشاهداتی دارد که نشان‌دهنده عملکرد بهتر سنجش از دور در برآورد تبخیر-تعرق می‌باشد.

پورمحمدی و همکاران (۱۳۸۹) تبخیر-تعرق واقعی را با استفاده از تکنیک سنجش از دور و الگوریتم سبال در حوضه آبخیز منشاد در استان یزد را تعیین و پهنه‌بندی کردند. در تحقیق ایشان به کمک سری زمانی از تصاویر ماهواره‌ای MODIS تعداد ۱۵ تصویر در سال آبی ۸۵ تا ۸۶ صورت گرفت و مقدار ET واقعی برای یک سال آبی ترسیم گردید. مقدار تغییرات مکانی ET بین ۲۷ تا

۱۱۷۴ میلی‌متر محاسبه گردید که نشان‌دهنده تغییرات قابل توجه بود.

پریداد (۱۳۹۴) تبخیر-تعرق واقعی حوض نیشابور را با استفاده از داده‌های به‌دست‌آمده از تصاویر ماهواره‌ای و الگوریتم سیستم انرژی بیلان سطح (SEBS) را به دست آورد. متغیرهایی که با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای برای سال ۹۱-۹۲ دریافت شدند شامل، تابش ورودی و خروجی با طول موج بلند، تابش ورودی با طول موج کوتاه، آلبیدو سطحی، گسیلمندی سطحی، شاخص تفاضل شده نرمال گیاهی (NDVI)، دمای روشنایی، دمای سطح زمین، کسر پوشش گیاهی و شار گرمای محسوس بود. نتایج حاکی از دقت الگوریتم SEBS در برآورد تبخیر-تعرق بود.

ملک‌پور و همکاران (۱۳۹۵) تبخیر-تعرق واقعی دشت قزوین را با استفاده از الگوریتم سبال و تصاویر ماهواره‌ای لندست ۵ برآورد کردند. در این تحقیق از متغیرهایی چون آلبیدو سطحی، دمای سطحی و SAVI استفاده شد. نتایج حاکی از آن بود که سنجش از دور با دقت مناسبی قادر به تخمین تبخیر-تعرق است و مقادیر ضریب تبیین (R^2) ۰/۹۹ و میانگین تفاضل مطلق آن‌ها ۰/۴۵ برای الگوریتم سبال به دست آمد.

کمالی پاشکلائی (۱۳۹۶) با استفاده از سنجش از دور تبخیر-تعرق واقعی ذرت را برای ایستگاه تحقیقات زراعی بابل برآورد کرد. وی از ۱۳ تصویر ماهواره‌ای لندست ۷ و ۸ در سه سال ۹۵-۹۴-۹۳ در طول دوره رشد ذرت استفاده کرد. در پژوهش ایشان مقادیر ET_0 در موقعیت ایستگاه‌های هواشناسی در سطح استان با استفاده از داده‌های ۵۸ ایستگاه هواشناسی به دست آمد. بهترین مقدار خطای محاسبه‌شده (RMSE) برای دهه اول خرداد بود که مقدار آن ۰/۳۳ و برای روش درون‌یابی کریجینگ بود.

محمدابراهیم و همکاران (۱۳۹۶) مدل SEBS را در برآورد تبخیر-تعرق واقعی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای در دشت سیستان ارزیابی کردند. در این پژوهش از اطلاعات استاندارد هواشناسی

مانند سرعت باد، ساعات آفتابی و دمای بیشینه و کمینه و نقطه شبنم استفاده شد. داده‌های به‌دست‌آمده از ماهواره‌ها شامل مقادیر آلبيدو، مقادیر دمای سطحی خاک، شاخص پوشش گیاهی NDVI و LAI بود. نتایج آن‌ها حاکی از عملکرد خوب مدل SEBS در برآورد تبخیر-تعرق بود. بیشترین نرخ تبخیر-تعرق برای سطح پیکره‌های آبی از جمله مخازن چاه نیمه و قسمتی از تالاب هامون است که مقدار آن ۱/۱۳ میلی‌متر بر ساعت است. مقادیر معیارهای ارزیابی خطا، MAPD و RMSD برای ایستگاه سینوپتیک زهک به ترتیب ۹/۷ درصد و ۱/۰۵ میلی‌متر محاسبه شد.

۴-۲ مطالعات ترکیبی انجام‌شده به‌منظور برآورد تبخیر-

تعرق

عظیمی و همکاران (۱۳۹۴) تبخیر-تعرق خوزستان را با استفاده از سنجش از دور و شبکه‌های عصبی مصنوعی به دست آوردند و نتایج حاصل از آن را با روش پنمن-مانتیت-فائو مقایسه کردند. در این تحقیق از چهار تصویر لندست ۸ استفاده شد که مقایسه نتایج به‌دست‌آمده از دو روش؛ سنجش از دور و معادله پنمن-مانتیت-فائو؛ نشان داد که میانگین مربعات (MSE) ۱/۵۴ و میانگین خطای مطلق (MAE) ۱/۰۴ میلی‌متر در روز می‌باشد. ایشان برای پیش‌بینی تبخیر از تشت بر اساس داده‌های هواشناسی از شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند. برای شبکه عصبی مصنوعی، مقادیر میانگین مربعات خطا ۱/۱۱ و میانگین خطای مطلق ۰/۵۲ میلی‌متر در روز محاسبه شد که بیانگر عملکرد بهتر شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به روش سنجش از دور در برآورد میزان تبخیر و تعرق بود.

موسوی و همکاران (Moosavi et al., 2016) مقدار رطوبت خاک را با استفاده از تصاویر MODIS، روش هوش مصنوعی موجک و مدل‌های یادگیری ماشین برآورد کردند. ایشان

پارامترهای موردنیاز در تخمین مقدار رطوبت را با استفاده از تصاویر MODIS و موجک-هوش مصنوعی به دست آوردند و با استفاده از الگوریتم‌های ANFIS-PSO و SVR-PSO پارامتر رطوبت خاک را تخمین زدند. نتایج آن‌ها نشان داد SVR-PSO از روش مدل‌سازی ANFIS-PSO بهتر است و می‌تواند رطوبت خاک را با ضریب $(R^2=0.93)$ و خطای $(RMSE=1.29)$ تخمین بزند.

پون و کینوشیتا (Poon & Kinoshita, 2018) روش SVM و تکنیک سنجش از دور، تبخیر-تعرق را در یک محیطی پس از آتش‌سوزی در منطقه کالیفرنای ایالات متحده برآورد کردند. ورودی‌های مدل متغیرهای دمای سطح زمین، شاخص پوشش گیاهی تعدیل‌شده خاک، شاخص تفاوت رطوبت، نسبت سوختگی نرمال، بارش، تبخیر و تعرق بالقوه، انواع آلبیدو و پوشش گیاهی بودند که از طریق سنجش از دور محاسبه شدند. نتایج تحقیق ایشان نشان داد که مدل SVM ارزیابی قدرتمند برای برآورد تبخیر-تعرق می‌باشد، بطوریکه خطای مدل مذکور $(RMSE)$ برابر $۸/۴۳$ میلی‌متر در ماه و ضریب R^2 برابر $۰/۸۹$ محاسبه شد.

کارتر و لیانگ (Carter & Liang, 2019) با استفاده از ده نوع مدل یادگیری ماشین و تکنیک سنجش از دور مقدار تبخیر-تعرق زمینی^۱ را برآورد کردند. پارامترهای ورودی شامل؛ گرمای نهان سطحی، تابش خالص در سطح، تابش سطحی رو به پایین، تشعشع فعال فتوسنتزی، شاخص تفاوت پوشش گیاهی، شاخص پوشش گیاهی تقویت شده، شاخص سطح برگ، کسر تابش تنظیم‌شده با فتوسنتز، آلبیدو و بازتابش تنظیم‌شده با BRDF-Nadir بودند. معیارهای ارزیابی خطا نشان داد که مدل رگرسیون درخت با $(RMSE = 19.91 \text{ W/m}^2)$ ، شبکه عصبی سه لایه $(RMSE = 20.94 \text{ W/m}^2)$ نسبت به سایرین عملکرد بهتری داشتند.

¹ Terrestrial Evapotranspiration

وولوا^۱ و همکاران (Vulova et al., 2021) با استفاده از تکنیک‌های سنجش از دور، ردپای جریان و مدل‌های هوش مصنوعی به مدل‌سازی تبخیر-تعرق مناطق شهری در منطقه برلین آلمان پرداختند. مدل‌های هوش مصنوعی شامل شبکه‌های عصبی متحرک (CNNs) و جنگل تصادفی (RF) بودند. در تحقیق ایشان RF عملکرد بهتری نسبت به CNNs داشته بطوریکه مقادیر RMSE برای دو مدل RF و CNNs به ترتیب برابر ۰/۰۲۴ و ۰/۰۲۵ (mm/h) و مقادیر R^2 نیز به ترتیب ۰/۸۴ و ۰/۸۲ به دست آمد.

دیاز و همکاران (Dias et al., 2021) با استفاده از تکنیک سنجش از دور و الگوریتم‌های رگرسیون خطی چندگان، جنگل تصادفی، کوبیست^۲، حداقل مربعات جزئی، رگرسیون اجزای اصلی، رگرسیون افزایش یافته عمومی^۳، مدل خطی تعمیم‌یافته با افزایش مبتنی بر احتمال و adaptive forward-backward greedy مقدار تخمین تبخیر-تعرق مرجع را در برزیل برآورد کردند. نتایج نشان داد مقادیر به دست آمده از MOD16 تطابق خوبی با مقادیر ET_0 دارد. هم‌چنین تمام مدل‌ها با دقت خوبی مقدار ET_0 را تخمین زدند، اما مدل کوبیست بهترین معیارها را $R^2=0.91$ ، $NSE=0.9$ و $nRMSE=8.54$ ارائه کرد و برای پیش‌بینی ET_0 ترجیح داده شد.

۵-۲ جمع‌بندی تحقیقات گذشته

اهمیت محاسبه تبخیر-تعرق نه تنها در ایران بلکه در سرتاسر جهان مورد توجه محققان قرار گرفته است و هر کدام با روش‌هایی اقدام به محاسبه تبخیر-تعرق کرده‌اند. روش‌های زیادی برای محاسبه^۴ میزان تخمین تبخیر-تعرق در شرایط اقلیمی و جغرافیایی مختلف با استفاده از داده‌های

¹ Vulova

² Cubist

³ generalized boosted regression

هواشناسی توسعه داده شده و مورد آزمایش قرار گرفته‌اند. بیشتر روش‌هایی که مورد استفاده قرار گرفته‌اند، اغلب روش‌های تجربی هستند که اطلاعات مورد نیاز خود را از تصاویر ماهواره‌ای دریافت می‌کنند. هم‌چنین در سال‌های اخیر، محققان از ابزار هوش مصنوعی برای این کار بهره جسته‌اند. در تحقیقاتی که در سه بخش بررسی شد، بیشتر مدل‌های هوش مصنوعی از پارامترهای هواشناسی به‌عنوان ورودی دریافت می‌کردند و خروجی آن‌های مقادیر ET بود. هم‌چنین، چندین تحقیق از الگوریتم SEBAL و SEBES و تکنیک سنجش از دور به برآورد تبخیر-تعرق پرداخته بودند. اما تحقیقات زیادی از ترکیب تصاویر ماهواره‌ای و مدل‌های هوش مصنوعی در برآورد تبخیر - تعرق صورت نگرفته است. مزیت اصلی تحقیق حاضر این است که از تصاویر ماهواره‌ای و پارامترهای هواشناسی مقادیر پارامترهای تأثیرگذار در تبخیر - تعرق واقعی محاسبه شده و ب‌عنوان ورودی به مدل ANFIS معرفی می‌شود و مقدار تبخیر - تعرق واقعی به‌عنوان خروجی برآورد می‌شود.

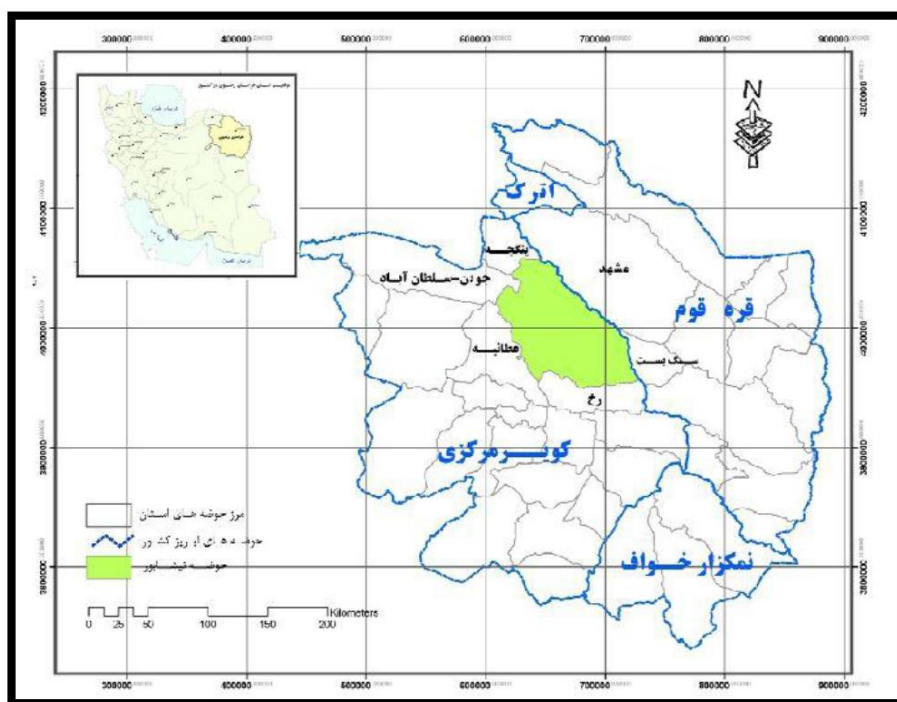
فصل سوم: مواد و روش ها

۱-۳ مقدمه

در این فصل ابتدا منطقه مورد مطالعه معرفی می‌شود، سپس تصاویر ماهواره‌ای و نحوه استخراج آن‌ها بیان می‌شود و در ادامه به بیان الگوریتم هوش مصنوعی به کاررفته در تحقیق پرداخته خواهد شد.

۲-۳ منطقه مورد مطالعه

حوضه آبریز کویر مرکزی یکی از ۳۰ حوضه آبریز درجه ۲ مطالعات کشور است که با وسعتی معادل ۲۲۶۵۳۳ کیلومترمربع در شمال شرقی ایران، استان خراسان رضوی، قرار گرفته است. این حوضه آبریز به ۷ حوضه آبریز با کد ۳ رقمی و ۵۰ محدوده مطالعاتی تقسیم می‌شود. حدود جغرافیایی منطقه بین ۵۱ درجه و ۴۵ دقیقه الی ۵۹ درجه و ۳۴ دقیقه طول شرقی و ۳۲ درجه و ۳۵ دقیقه الی ۳۷ درجه و ۲۶ دقیقه عرض شمالی قرار دارد. مهم‌ترین محدوده مطالعاتی حوضه آبریز از نظر بهره‌برداری نیشابور است که وسعت آن ۹۱۵۸ کیلومترمربع است (گزارش بیلان، ۱۳۹۰). حدود ۴۸۵۴ کیلومترمربع را دشت و الباقی آن را ارتفاعات تشکیل می‌دهد. شکل ۱-۳ موقعیت محدوده مطالعاتی حوضه آبریز نیشابور را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۱- موقعیت حوزه آبریز نیشابور در کشور و حوزه‌های آبریز مجاور در استان خراسان رضوی

۳-۳ تهیه داده‌ها با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای

در تحقیق حاضر از داده‌هایی که توسط تصاویر ماهواره‌ای به دست می‌آید، برای ورودی مدل هوش مصنوعی استفاده خواهد شد. بنابراین نیاز است تصاویری که از سنجنده‌ها حاصل می‌شود، باید برای تمام سال موجود باشد و تمام منطقه را پوشش دهد. سنجنده مودیس یکی از سنجنده‌هایی است که این قابلیت‌ها دارد.

مودیس یکی از سنجنده‌های مطالعات منابع زمینی است که توسط سازمان فضایی ایالات متحده آمریکا (ناسا)^۱ در دسامبر ۱۹۹۹ به فضا پرتاب شد. این سنجنده بر روی دو ماهواره ترا^۲ و آکوا^۳

^۱ NASA

^۲ Terra

^۳ Aqua

نصب شده است. ماهواره ترا به گونه‌ای تنظیم شده است که در نوبت صبح از سمت شمال به جنوب حرکت می‌کند و از روی خط استوا حرکت می‌کند. در نوبت عصر نیز ماهواره آکوا از جنوب به سمت شمال حرکت می‌کند. این دو ماهواره تمامی سطح زمین را هر ۱ تا دو روز پوشش می‌دهند. ماهواره ترا ساعت ۱۰:۳۰ و ماهواره آکوا ساعت ۱۳:۳۰ شروع به حرکت می‌کند.

سنجنده مودیس دارای ۳۶ باند است که اطلاعات زمینی را در محدوده طیف ۰/۴ تا ۱۴/۴ میکرومتر و عرض پوشش ۲۳۳۰ کیلومتر ثبت می‌نماید. در جدول ۱-۳ ویژگی‌های سنجنده مودیس ارائه شده است. قدرت تفکیک مکانی باندهای مذکور از ۲۵۰ متر تا ۱۰۰۰ متر متغیر است. تصاویر سنجنده مودیس رایگان است و از سایت‌های مختلف نیز قابل فراخوانی است و داده‌های در قالب فایل HDF^۱ ذخیره می‌شوند. فایل HDF می‌تواند هر تعداد باند با هر اندازه، هر نوع داده عددی و فراداده را در خود جای دهد. به با توجه به مزیت‌هایی که اشاره شد، از داده‌های سنجنده مودیس استفاده شده است.

جدول ۱-۳- ویژگی‌های سنجنده مودیس

ویژگی	محدوده	ویژگی	محدوده
عمر طراحی	۶ سال	ابعاد	۱*۱/۶*
وزن	۲۲۸/۷ کیلوگرم	کوانتتش	۱۲ بایت
توان	۱۶۲/۵ وات	پهنای پوشش	۲۳۳۰ کیلومتر
نرخ داده	۱۰/۶ مگابایت بر ثانیه		۲۵۰ متر (باند ۱-۲)
تلسکوپ	۱۷/۷۸ سانتیمتر (قطر)	قدرت تفکیک مکانی	۵۰۰ متر (باند ۳-۷)
نرخ اسکن	۲۰/۳ دور بر ثانیه		۱۰۰۰ متر (باند ۸-۳۶)

^۱ Hierarchical Data Format

اطلاعات مربوط به باندهای انعکاسی (باندهای ۱ تا ۱۹) و باندهای حرارتی (باندهای ۲۰ تا ۳۶) به

ترتیب در جداول ۲-۳ و ۳-۳ ارائه شده است.

جدول ۲-۳- مشخصات باندهای انعکاسی سنجنده مودیس

شماره باند	پهنای باند (نانومتر)	کاربرد اولیه	قدرت تفکیک مکانی (متر)	تابش طیفی	SNR
۱	۶۲۰-۶۷۰	مرزهای زمین، ابر، آتروسل	۲۵۰	۲۱/۸	۱۲۸
۲	۸۴۱-۸۷۶			۲۴/۷	۲۰۱
۳	۴۵۹-۴۷۹			۳۵/۳	۲۴۳
۴	۵۴۵-۵۶۵			۲۹	۲۲۸
۵	۱۲۳۰-۱۲۵۰	خصوصیات زمین، ابر، آتروسل	۵۰۰	۵/۴	۷۴
۶	۱۶۲۸-۱۶۵۲			۷/۳	۲۷۵
۷	۲۱۰۵-۲۱۵۵			۱	۱۱۰
۸	۴۰۵-۴۲۰			۴۴/۹	۸۸۰
۹	۴۳۸-۴۴۸			۴۱/۹	۸۳۸
۱۰	۴۸۳-۴۹۳			۳۲/۱	۸۰۲
۱۱	۵۲۶-۵۳۶	رنگ اقیانوس، فیتوپلانکتون، ژئوشیمی	۱۰۰۰	۲۷/۹	۷۵۴
۱۲	۵۴۶-۵۵۶			۲۱	۷۵۰
۱۳	۶۶۲-۶۷۲			۹/۵	۹۱۰
۱۴	۶۷۳-۶۸۳			۸/۷	۱۰۸۷
۱۵	۷۴۳-۷۵۳			۱۰/۲	۵۸۶
۱۶	۸۶۲-۸۷۷			۶/۲	۵۱۶
۱۷	۸۹۰-۹۲۰			۱۰	۱۶۷
۱۸	۹۳۱-۹۴۱	بخار آب اتمسفر	۱۰۰۰	۳/۶	۵۷
۱۹	۹۱۵-۹۶۵			۱۵	۲۵۰

جدول ۳-۳- مشخصات باندهای حرارتی سنجنده مودیس

شماره	پهنای باند (نانومتر)	کاربرد اولیه	قدرت تفکیک مکانی (متر)	تابش طیفی	NE(delta)T
۲۰	۳/۶۶-۳/۸۴			۰/۴۵	۰/۰۵
۲۱	۳/۹۲۹-۳/۹۸۹	دمای زمین، ابرها	۱۰۰۰	۲/۳۸	۲
۲۲	۳/۹۲۹-۳/۹۸۹			۰/۶۷	۰/۰۷
۲۳	۴/۰۲-۴/۰۸			۰/۷۹	۰/۰۷
۲۴	۴/۳۳-۴/۴۹۸	دمای اتمسفر	۱۰۰۰	۰/۱۷	۰/۲۵
۲۵	۴/۴۸۲-۴/۵۴۹			۰/۵۹	۰/۲۵
۲۶	۱/۳۶-۱/۳۹			۶	۱۵۰
۲۷	۶/۵۳۵-۶/۸۹۵	بخار آب ابر سائروس	۱۰۰۰	۱/۱۶	۰/۲۵
۲۸	۷/۱۷۵-۷/۴۷۵			۲/۱۸	۰/۲۵
۲۹	۸/۴-۸/۷	خصوصیات ابر	۱۰۰۰	۹/۵۸	۰/۲۵
۳۰	۹/۵۸-۹/۸۸	ازن	۱۰۰۰	۲/۶۹	۰/۲۵
۳۱	۱۰/۷۸-۱۱/۲۸	دمای زمین، ابر	۱۰۰۰	۹/۵۵	۰/۲۵
۳۲	۱۱/۷۷-۱۲/۲۷			۸/۹	۰/۲۵
۳۳	۱۳/۱۸۵-۱۳/۴۸۵			۴/۵۲	۰/۲۵
۳۴	۱۳/۴۸۵-۱۳/۷۸۵	ارتفاع بالای ابر	۱۰۰۰	۳/۷۶	۰/۲۵
۳۵	۱۳/۷۸۵-۱۴/۰۸۵			۳/۱۱	۰/۲۵
۳۶	۱۴/۰۸۵-۱۴/۳۸۵			۲/۰۸	۰/۳۵

NE(delta)T = Noise-equivalent temperature difference

دریافت تصاویر مودیس رایگان است و داده‌های آن در قالب ^۱HDF می‌باشد که این فایل می‌تواند هر تعداد باند با هر اندازه، هر نوع داده عددی و فراداده را در خود جای دهد. برای استفاده از این داده‌ها باید از نرم‌افزارهای خاصی مانند، MATLAB، ERDAS Imagin 9.1، PCI Geomatica 8.1 و ENVI استفاده شود

¹ Hierarchical Data Format

در این تحقیق، از تصاویر مودیس نصب شده بر روی ماهواره ترا و برای سال‌های ۲۰۰۱ تا ۲۰۰۹ استفاده شده است. در این تحقیق از حدود ۹ زیر حوضه که تقریباً به ایستگاه هواشناسی حوضه نزدیک‌تر بودند و دارای کشت آبی بودند و مقادیر تبخیر- تعرق واقعی در آن‌ها نسبتاً قابل‌توجه بود استفاده شده است.

در سال‌های اخیر تلاش‌های زیادی برای برآورد تبخیر- تعرق واقعی با استفاده از الگوریتم‌های مبتنی بر سنجش از دور و تصاویر ماهواره‌ای صورت پذیرفته است. این الگوریتم‌ها که اساساً مؤلفه‌های انرژی در سطح زمین را محاسبه می‌نمایند در داخل مراحل محاسباتی خود پیچیدگی‌هایی دارند که ممکن است در جواب نهایی عدم قطعیت‌هایی را ایجاد نمایند. بنابراین در این تحقیق هدف آن است که با استفاده از پارامترهای هواشناسی و شاخص‌هایی که ساده‌تر از روی تصاویر ماهواره‌ای به دست می‌آیند (۵ شاخص شامل R_n ، $NDVI$ ، LST ، $SAVI$ و $SWDI$)، بدون انجام آن الگوریتم‌ها، تبخیر- تعرق واقعی رو برآورد شود. بنابراین برای انجام این کار از روش‌های هوش مصنوعی، $ANFIS$ استفاده شده است.

۳-۴ شاخص‌های به‌دست‌آمده از تصاویر ماهواره‌ای

۳-۴-۱ شاخص R_n

شار تابش خالص^۱ منبع اصلی انرژی برای انجام فرآیندهای تبخیر-تعرق می‌باشد که وابسته به دما و انعکاس است. مقدار این انرژی به‌صورت مجموع تابش‌های ورودی و خروجی سطح زمین است و در صورتی که مقدار ورودی بیشتر از تابش خروجی باشد مثبت در نظر گرفته می‌شود. رابطه ۳-۱ R_n به شرح زیر است:

¹ Net Radiation

$$Rn = (1 - \alpha)R_s \downarrow + R_l \downarrow - R_l \uparrow - (1 - \varepsilon)R_l \downarrow \quad ۱-۳$$

که در آن:

α آلبیدوی سطحی است. $R_s \downarrow$ تابش موج کوتاه ورودی (W/m^2) ($۰/۳$ تا ۳ میکرومتر)، $R_l \downarrow$ تابش موج بلند ورودی (W/m^2) (۳ تا ۱۰۰ میکرومتر)، $R_l \uparrow$ تابش موج بلند خروجی و ε گسیلمندی سطحی یا گسیلمندی حرارتی سطحی است.

۲-۴-۳ شاخص تفاضل نرمال شده گیاهی ($NDVI^1$)

این شاخص معیاری از سبزی پوشش گیاهی در یک حوضه آبخیز می‌باشد که به میزان و وضعیت پوشش گیاهی حساسیت دارد. این شاخص یکی از پرکاربردترین نمونه‌های محاسبات باندی است که برای محاسبه درصد پوشش گیاهی، بررسی انواع پوشش گیاهی و وضعیت سبزی‌نگی یک منطقه طی دوره‌های مختلف به کار می‌روند. برای محاسبه این شاخص از داده‌های مربوط به دو باند قرمز (ρ_R) و مادون قرمز (ρ_{nir}) تصاویر ماهواره‌ای (باندهای ۱ و ۲ سنجنده مودیس) استفاده می‌شود.

$$NDVI = \frac{\rho_{nir} - \rho_R}{\rho_{nir} + \rho_R} \quad ۲-۳$$

مقدار این شاخص بین $+1$ و -1 منفی قرار دارد و هر چه مقدار این شاخص بزرگ‌تر باشد نشان‌دهنده شادابی و تراکم بیشتر پوشش گیاهی خواهد بود. مقدار این شاخص برای سطح خاک بدون پوشش برابر صفر، برای سطوح کاملاً پوشیده از گیاه برابر یک و برای سطوح آبی و ابرها معمولاً دارای مقادیر منفی است.

¹ Normalized Difference Vegetation Index

۳-۴-۳ شاخص دمای سطح زمین (LST)

این شاخص بر اساس قانون استفان-بولتزمن محاسبه می‌شود و ارتباط بین حرارت و تابش یک جسم را توضیح می‌دهد. شکل کلی این رابطه به شرح ۳-۳ است:

$$B = ST^4 \quad ۳-۳$$

که در آن:

B: تشعشع از یک جسم سیاه (وات بر مترمربع)

S: ثابت استفان – بولتزمن

T: دمای جسم سیاه بر حسب کلوین

دامنه تشعشعات استفان – بولتزمن بین ۳ تا ۳۰۰ میکرومتر است و باند حرارتی بین ۱۰/۴ تا ۱۲/۴ میکرومتر است. این بدین معنی است عرض باند حرارتی را نمی‌توان با استفاده از رابطه استفان – بولتزمن محاسبه کرد. بنابراین از الگوریتم سیال و معادله پلانک استفاده می‌شود

$$B_{\lambda} = \frac{2\pi hc^2}{\lambda^5 \times \exp\left(\frac{hc}{k\lambda T}\right) - 1} \quad ۴-۳$$

که در آن B_{λ} شدت تابشی است که طول موج دارد (W/m^2)، h ثابت پلانک ($6.626 \times 10^{-34} Js$)، c

سرعت نور ($2.998 \times 10^8 m/s$)، k ثابت استفان-بولتزمن ($1.381 \times 10^{-23} J/K$) و T دمای سطحی

جسم سیاه (K) است. دمای سطح از معکوس‌سازی معادله فوق و با استفاده از ثابت پلانک اصلاح‌شده

به دست می‌آید

$$T_s = \frac{K_2}{\ln \left[\left(\frac{\varepsilon_{NB} K_1}{L_6} \right) + 1 \right]}$$

K_1 ضریب معادله بر حسب کلوین و K_2 ضریب معادله بر حسب $(\text{w/m}^2/\text{sr}/\mu\text{m})$ هستند. R_c رادیانس حرارتی باند تصحیح شده ε_{NB} ، $(\text{w/m}^2/\text{sr}/\mu\text{m})$ گسیلمندی سطحی باند حرارتی است.

۴-۴-۳ شاخص تعدیل شده گیاهی برای خاک (SAVI')

برای به حداقل رساندن اثر خاک زمینه در مناطق گیاهی از این شاخص استفاده می‌شود. در حقیقت، این شاخص اثرات خاک زمینه را بر روی شاخص NDVI را کاهش می‌دهد. در مناطقی که پوشش گیاهی کمی دارند یا مقدار رطوبت زیاد باشد، فرآیندهایی مانند بازتابش نور در طیف‌های قرمز و مادون قرمز نزدیک سطح خاک می‌تواند مقدار شاخص پوشش گیاهی را تحت تأثیر قرار دهد، بنابراین از این شاخص برای کاهش اثرات رطوبت خاک و اثرات خاک سطحی بر روی شاخص NDVI استفاده می‌شود.

SAVI برای مناطق با پوشش گیاهی کم توسعه داده شده است و مقدار آن از رابطه ۳-۱۶ محاسبه

می‌شود:

$$SAVI = \frac{\rho_{nir} - \rho_R}{\rho_{nir} + \rho_R + L} (1 + L) \quad ۶-۳$$

در این رابطه L فاکتور تصحیح اثرات خاک است که مقدار آن بین صفر و یک است. بقیه پارامترها نیز در بخش‌های قبلی شرح داده شدند. برای پوشش گیاهی متراکم مقدار آن صفر و برای پوشش گیاهی با تراکم کم، مقدار آن یک است.

¹ Soil Adjusted Vegetation Index

۵-۴-۳ شاخص SWDI

رطوبت خاک و پوشش گیاهی به دمای سطح زمین بستگی دارد، با این حال تاکنون هیچ رابطه مستقیمی بین دمای سطح زمین و رطوبت خاک گزارش نشده است (Mallick et al., 2009). محققان یک رابطه فیزیکی بین NDVI و LST برای استخراج رطوبت خاک استفاده کرده‌اند که در شکل ۲-۳ نشان داده شده است. در این شکل ضلع بالایی مثلث نشانگر لبه خشک/گرم شامل گروهی از نقاط است که در مقادیر مختلف NDVI دارای رطوبت خاک صفر هستند. لبه تر/سرد بیانگر حداکثر رطوبت خاک در مقادیر مختلف NDVI است. در ناحیه لبه خشک مقادیر حداکثر دما وجود دارد، که با فرض خطی بودن تغییرات دما در این ناحیه حالت خاک خشک است (حداقل رطوبت)، در مقابل مقادیر حداقل دما تشکیل یک خط اریب می‌دهند که لبه تر نامیده می‌شود و در این حالت خاک مرطوب است. با فرض اینکه رطوبت بین لبه خشک و تر به صورت خطی تغییر کند، شاخص SWI^1 به صورت رابطه ۷-۳ محاسبه می‌شود

$$SWI_i = \frac{T_{\max(i)} - T_{s(i)}}{T_{\max(i)} - T_{\min(i)}} \quad 7-3$$

که در آن i شماره پیکسل، $T_{s(i)}$ ، LST برای i امین پیکسل، $T_{\max}$ و $T_{\min}$ مقادیر کمینه و بیشینه LST مشاهده شده برای i امین NDVI هستند. $T_{\max}$ و $T_{\min}$ با استفاده از رابطه خطی بین NDVI و

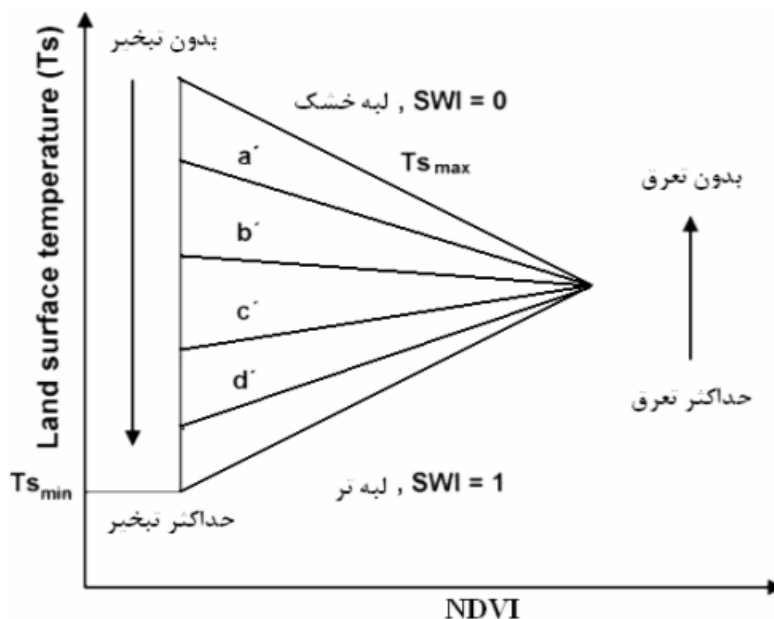
LST روی لبه خشک و تر حاصل می‌شود

$$\begin{aligned} T_{\max(i)} &= b + a(NDVI_i) \\ T_{\min(i)} &= d + c(NDVI_i) \end{aligned} \quad 8-3$$

جایی که a ، b ، c و d به ترتیب مقادیر شیب و جابجایی خطوط مورب در لبه‌های خشک و مرطوب

هستند.

¹ Soil Wetness Index



شکل ۳-۲- مفهوم رابطه مثلثی LST-NDVI برای تعیین شاخص خیسى خاک. مقدار شاخص SWI

در سراسر لبه خشک صفر و در سراسر لبه تر ۱ است. خطوط هم‌تراز SWI با مقادیر ۰/۲، ۰/۴، ۰/۶ و ۰/۸ از بالا به پایین می‌باشند.

برای ارزیابی تغییرات رطوبت خاک در دوره‌های خشک و مرطوب، شاخص کمبود رطوبت خاک

(SWDI) بر اساس مقادیر SWI در دوره ۸ روزه به دست می‌آیند

$$SD_i = \frac{SWI_{(i)} - MSW_j}{maxSWI - minSWI} \times 100 \quad 9-3$$

که در آن i شماره دوره ۸ روزه، j شماره ماه، SD_i درصد کمبود رطوبت خاک، SWI_i مقدار SWI مشاهده‌شده در دوره i ام و MSW_j میانگین مقادیر رطوبت مشاهده‌شده در ماه j ام در هر دو سال است و برای تمام دوره‌های ۸ روزه که در آن ماه قرار دارند مقداری ثابت است. $maxSWI$ یا حداکثر مقدار ممکن برای SWI برابر ۱۰۰ و $minSWI$ یا حداقل مقدار SWI صفر در نظر گرفته شد. با استفاده از معادله فوق اثر ماه بر رطوبت خاک حذف می‌شود. از این‌رو مقادیر کمبود بین ماه‌ها نیز می‌تواند مقایسه شود. مقادیر SD در طول دوره ۸ روزه میزان خشکی و تری آن دوره در مقایسه با

دوره‌های مشابه را نشان می‌دهد. خشک‌سالی تنها زمانی رخ می‌دهد که برای دوره طولانی مدتی ادامه یابد به‌طوری‌که بر رشد گیاه تأثیر بگذارد. از آنجاکه مقادیر SD بین ۱۰۰- تا ۱۰۰+ قرار دارد بدترین خشک‌سالی می‌تواند با یک خط مستقیم با معادله ۳-۱۰ مشخص شود

$$\sum_{t=1}^i SD_t = -100t - 100 \quad ۳-۱۰$$

در این رابطه t شماره دوره ۸ روزه است. در صورتی که این خط بدترین خشک‌سالی باشد که برای مقایسه با نمایه پالمر آن را ۴- در نظر می‌گیریم. شاخص SWDI_i به‌صورت رابطه ۳-۱۱ محاسبه می‌شود

$$SWDI_i = \frac{\sum_{t=1}^i SD_t}{25t + 25} \quad ۳-۱۱$$

در مرحله بعد انتخاب دوره زمانی باید صورت بگیرد که در آن مقادیر خشکی باید جمع شود تا شدت خشک‌سالی تعیین شود. برای محاسبه دوره زمانی به‌صورت غیرمستقیم از نمایه خشک‌سالی بر اساس یک پایه افزایشی ارائه شده توسط پالمر (۱۹۶۵) استفاده می‌شود

$$SWDI_i = SWDI_{i-1} + \Delta SWDI_i \quad ۳-۱۲$$

با قرار دادن i=1 و t=1 داریم

$$SWDI_1 = \frac{SD_1}{50} \quad ۳-۱۳$$

چون اولین دوره ۸ روزه است داریم

$$SWDI_1 - SWDI_0 = \Delta SWDI_1 = \frac{SD_1}{50} \quad ۳-۱۴$$

اگر دوره‌های نرمال یا نزدیک نرمال رخ دهد یک خشک‌سالی شدید ادامه یابد. بنابراین برای ثابت

ماندن SWDI_i لازم است تا SD با یک نرخ افزایش یابد

$$\Delta SWDI_i = \frac{SD_1}{50} + c.SWDI_{i-1} \quad ۳-۱۵$$

با فرض اینکه SWDI برابر ۴- باشد

$$\Delta SWDI_i = \frac{-100}{50} + c.(-4) \quad ۱۶-۳$$

بنابراین شدت خشک‌سالی در هر دوره ۸ روزه بدین‌صورت محاسبه می‌شود

$$SWDI_i = SWDI_{i-1} + \frac{SD_1}{50} - 0.5SWDI_{i-1} \quad ۱۷-۳$$

$$= SWDI_i$$

$$= 0.5SWDI_{i-1} + \frac{SD_1}{50}$$

SWDI بسته به شرایط تر و خشک بین ۴ و -۴ متغیر است.

۳-۵ مدل‌های هوش مصنوعی

هوش مصنوعی شاخه‌ای از علوم کامپیوتر است که از هوش انسانی الهام گرفته است و با ارائه راه‌حل‌های الگوریتمی، هوشمندی را در ماشین‌های محاسبه ایجاد می‌کند. هوش مصنوعی مبتنی بر قوانین و رویه‌هایی است که از قبل بر روی کامپیوتر تعبیه شده است. در عصر حاضر با وجود پیشرفت‌های گسترده در فناوری و کامپیوترهای کارا، اما بشر قادر به پیاده کردن هوشی نزدیک به هوش انسان در ایجاد هوش‌های مصنوعی نبوده است (جورابیان و هوشمند، ۱۳۸۷). هر چند انسان ممکن است در انجام محاسبات قادر به رقابت با کامپیوتر نباشد، اما برخی مسائل ممکن است برای انسان آسان باشد، درحالی‌که برای کامپیوتر می‌تواند مشکل باشد. بنابراین برای بازدهی بیشتر کامپیوترها می‌توان از مدل‌های هوش مصنوعی استفاده کرد که به ساختار اعصاب و مغز انسان و سایر حیوانات نزدیک باشد (جورابیان و هوشمند، ۱۳۸۷). یکی از مدل‌های هوش مصنوعی، سامانه استنتاج تطبیقی عصبی-فازی (ANFIS) است که در بخش بعدی شرح داده می‌شود.

۳-۵-۱ ANFIS

در سال‌های اخیر، تحقیقاتی متنوعی در زمینه کاربرد منطق فازی و سیستم‌های شبکه عصبی

مصنوعی توسط محققین صورت گرفته است، و نتایج آن‌ها حاکی از موفقیت آنان بوده است و این مدل‌ها را در علوم مختلف نیز گسترش داده‌اند. سیستم عصبی-فازی، شبکه‌های تطبیقی چندلایه است که از عناصر اصلی و توابع سیستم‌های منطق فازی حاصل شده‌اند. در سیستم‌های عصبی-فازی، با بهره‌گیری از مفاهیم معماری شبکه و الگوریتم آموزش، موفقیت‌های زیادی در مدل‌سازی و کنترل سیستم‌های پیچیده به‌دست آمده است. شاخص‌ترین این روش‌ها نیز روش انفیس می‌باشد که در سال ۱۹۹۶ توسط یانگ توسعه یافته است. روش انفیس بر اساس مفاهیم روش‌های شبکه عصبی در سیستم‌های فازی بسط یافته است و هدف اصلی در این روش آموزش شکل توابع عضویت برای سیستم فازی است که از خصوصیات تطابقی روش‌های شبکه عصبی حاصل می‌شوند. در این مدل سیستم‌های فازی با استفاده از الگوریتم آموزش گسترش برگشتی تطابقی^۱ استفاده می‌نماید. در سیستم استنتاج فازی رابطه غیرخطی متغیرها مانند f بررسی می‌شود. f مقدار تخمینی از مقدار مشاهده‌ای است که با استفاده از رابطه زیر تعریف می‌شود.

$$f(x) = \frac{\sum_{l=1}^m y_l \left(\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^l}(x_i) \right)}{\sum_{l=1}^m \left(\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^l}(x_i) \right)} \quad ۱۸-۳$$

در این صورت y_l یک خروجی اولیه از استلزام ممدانی یا یک مقدار ثابت در استلزام سوگنو می‌باشد. مقدار تابع عضویت $\mu_{A_i^l}(x)$ بر روی نقاط فضای ورودی $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ از قانون فازی l می‌باشد. فرض ارتباط "و" در گزاره‌ها به‌صورت حاصل ضرب جبر کلاسیک (استلزام ممدانی) بوده که به‌صورت زیر خواهد بود:

$$f(x) = \sum_{l=1}^m w_l b_l(x) \quad ۱۹-۳$$

^۱ Adaptive Back Propagation Learning Algorithm

در اینجا اگر w_l برابر y_l باشد آنگاه مقدار b_l به صورت زیر خواهد بود:

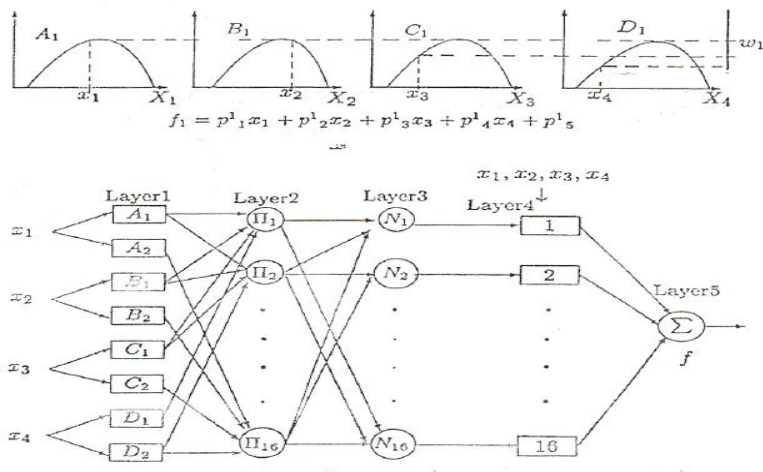
$$b_l = \frac{\prod_{i=1}^n \mu_{A_l^i}(x_i)}{\sum_{l=1}^m (\prod_{i=1}^n \mu_{A_l^i}(x_i))} \quad ۲۰-۳$$

تاکنون مقدار f برای یک نقطه از دامنه تغییرات ورودی یا برای یک X از مجموعه متغیرهای ورودی $D = \{x_1, x_2, \dots, x_i\}$ محاسبه شده است (برای متغیرهای ورودی $i = 1, 2, \dots, n$ و $j = 1, 2, \dots, h$ برای داده‌های مشاهده‌ای). حال اگر Fs مقادیر محاسبه شده متناوب نقاط مجموعه متغیر ورودی باشد، در آن صورت Fs برابر $f(x)$ برای سایر متغیرهای ورودی خواهد بود. به عبارت دیگر تابع Fs بر محدوده $[a, b]$ برابر مقادیر محاسبه شده متغیرهای ورودی خواهد بود.

اگر مقدار متغیر مشاهده‌ای به ازای مقادیر متغیرهای ورودی برابر Q_h باشد، در روش ANFIS می‌بایست مجموع مربعات اختلاف بین مقادیر مشاهده‌ای $Q_h(x)$ با مقدار محاسبه شده $Fs(x)$ حداقل گردد. بنابراین:

$$\min \sum_{j=1}^h |Fs(x_j) - Q(x_j)|^2 \quad ۲۱-۳$$

به عنوان مثال فرض شود که سیستم استنتاج فازی دارای چهار متغیر ورودی $\{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ باشد و هر ورودی دو تابع عضویت، به عنوان مثال μ_1, μ_2 برای متغیر ورودی x_1 ، بنابراین ۱۶ قانون فازی "اگر-آنگاه" وجود دارد. در اینجا الگوریتم شبکه عصبی، یک شبکه پنج لایه به صورت شکل (۳-۳) می‌باشد (فقط برای یک قانون) که در آن از سیستم استنتاج TSK استفاده شده است.



شکل ۳-۳- یک سیستم استنتاج شبکه عصبی دارای چهار متغیر ورودی و در هر ورودی دو تابع عضویت

قانون اول در این مثال برای چهار متغیر ورودی مدل فازی TSK به صورت زیر است:

اگر x_1 عضو A_1 ، x_2 عضو B_1 ، x_3 عضو C_1 ، x_4 عضو D_1 ، آنگاه:

$$f_1 = p_1^1 x_1 + p_2^1 x_2 + p_3^1 x_3 + p_4^1 x_4 \quad ۲۲-۳$$

مقدار متغیر خروجی از گره i در لایه k به صورت $O_{k,i}$ می باشد. هر گره در لایه اول می تواند بر

اساس شکل زنگوله ای، تابع عضویتی به صورت رابطه ۳-۲۳ داشته باشد:

$$\mu_i(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_i}{a_i} \right|^{2b_i}} \quad ۲۳-۳$$

در اینجا a_i ، b_i و c_i پارامترهای تابع عضویت بوده و ضرایب غیرخطی این معادله می باشد. مقدار

تابع خروجی از گره ثابت در لایه دوم برای همه متغیرهای ورودی به صورت زیر است:

$$j = 1, 2 \text{ و } i = 1, 2, \dots, 16, O_{2,i} = w_i = \mu_{A_j}(x_1) \mu_{B_j}(x_2) \dots \mu_{D_j}(x_4) \quad ۲۴-۳$$

در لایه سوم ورودی ها نرمالیزه می شوند. در هر گره ای در چهارمین لایه مقدار پارامترهای تطابقی

محاسبه می شود و در لایه پنجم تنها یک جمع جبری ساده صورت می گیرد.

$$i = 1, 2, \dots, 16, O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^{16} w_i} \quad 25-3$$

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_1^i x_1 + p_2^i x_2 + p_3^i x_3 + p_4^i x_4 + p_5^i) \quad 26-3$$

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i \quad 27-3$$

بنابراین شبکه ANFIS بر اساس سیستم استنتاج فازی TSK تشکیل شده است. این شبکه می‌تواند بر اساس الگوریتم برگشتی تطابقی، پارامترهای ذکر شده در فوق را تصحیح نماید.

۳-۶ داده‌های موردنیاز برای آموزش و صحت‌سنجی ANFIS

و تعیین الگوهای ورودی

مدل‌های هوش مصنوعی نیاز به داده‌هایی دارند تا رفتار مدل را آموزش و صحت‌سنجی کنند. برای این کار نیاز است تا از کل داده‌های موجود یک تعداد داده به‌عنوان داده‌های آموزش در نظر گرفته شود تا مدل رفتار آن‌ها را تشخیص دهد و از آن برای آموزش مدل بهره‌برد. تعداد داده باقی‌مانده نیز برای صحت‌سنجی مدل موردنظر استفاده می‌شود. در این تحقیق از داده‌های ۶ زیر حوضه برای آموزش ANFIS و از داده‌های ۳ زیر حوضه برای صحت‌سنجی آن استفاده شده است. شایان ذکر است که از داده‌های ماهانه برای این کار استفاده شده است.

ساختار مدل‌های هوش مصنوعی ایجاب می‌کند تا از یک سری داده به‌عنوان ورودی به مدل استفاده کند تا با انجام برخی فرآیند در داخل سیستم یک خروجی ارائه دهد. برای انتخاب ورودی مدل می‌توان چندین سناریو تدوین نمود تا عملکرد مدل را تحت سناریوهای مختلف ورودی ارزیابی کرد. از طرف دیگر تعداد متغیرهای موردنیاز برای برآورد تبخیر-تعرق واقعی را مشخص کرد. در این تحقیق از ۸ سناریو ورودی استفاده شده است (جدول ۳-۵).

جدول ۳-۴- سناریوهای مختلف ورودی برای پژوهش حاضر

	S ₁	S ₂	S ₃	S ₄	S ₅	S ₆	S ₇	S ₈
Wind Speed	✓	✓	×	×	✓	✓	✓	✓
RH	✓	✓	×	×	✓	✓	✓	✓
Tem	✓	✓	×	×	✓	✓	✓	✓
Dew point	×	✓	×	×	×	×	✓	✓
Tmin	×	✓	×	×	×	×	✓	✓
Tmax	×	✓	×	×	×	×	✓	✓
N	×	✓	×	×	×	×	✓	✓
Rn	×	×	✓	✓	✓	✓	✓	✓
NDVI	×	×	✓	✓	✓	✓	✓	✓
LST	×	×	✓	✓	✓	✓	✓	✓
SAVI	×	×	✓	✓	✓	✓	✓	✓
SWDI	×	×	×	✓	×	✓	×	✓

۳-۷ معیارهای ارزیابی مدل

برای ارزیابی مدل از خطای جذر میانگین مربعات^۱ (RMSE)، میانگین خطای مطلق^۲ (MAE)،

ضریب تبیین^۳ (R^2) و ضریب کارایی نش-ساتکلیف^۴ (NSE) استفاده شده است که رابطه آنها در

معادلات ۳-۲۸ تا ۳-۳۱ ارائه شده است.

^۱ Root Mean Square Error

^۲ Mean Absolute Error

^۳ Coefficient of Determination

^۴ Nash-Sutcliffe

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_o - x_p)^2}{n}} \quad ۲۸-۳$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |x_o - x_p|}{n} \quad ۲۹-۳$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_p - x_o)^2}{\sum_{i=1}^n (x_o - \bar{x}_o)^2} \quad ۳۰-۳$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_p - x_o)^2}{\sum_{i=1}^n (x_o - \bar{x}_o)^2} \quad ۳۱-۳$$

در این روابط، n تعداد داده‌ها، x_o مقادیر داده‌های مشاهداتی، x_p مقادیر داده‌های شبیه‌سازی شده و $\bar{x}_o$ میانگین داده‌هاست. مقادیر کمتر RMSE، MAE، و مقادیر بالای NSE نشان‌دهنده عملکرد بهتر مدل است.

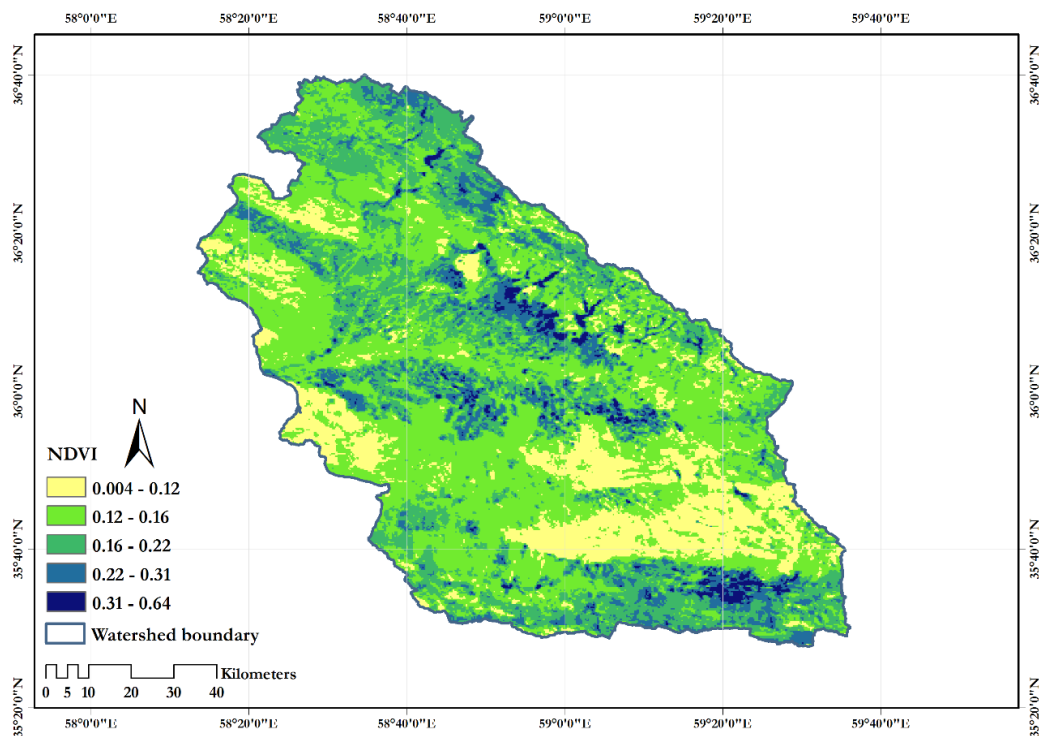
مقادیر واقعی تبخیر-تعرق داده‌هایی هستند که باید اندازه‌گیری شده و در دسترس باشند. اما از آنجایی که امکان اندازه‌گیری این داده‌ها در بسیاری از حوضه‌های کشور میسر نمی‌باشد، لذا در این تحقیق از داده‌های پایان‌نامه (موزن زاده، ۱۳۹۲) که در آن داده‌های مشاهداتی از الگوریتم سبال به دست آمده است، استفاده شده است.

فصل چہارم: بحث و نتائج

۱-۴ شاخص‌های به‌دست‌آمده از تصاویر ماهواره‌ای

۱-۱-۴ شاخص NDVI

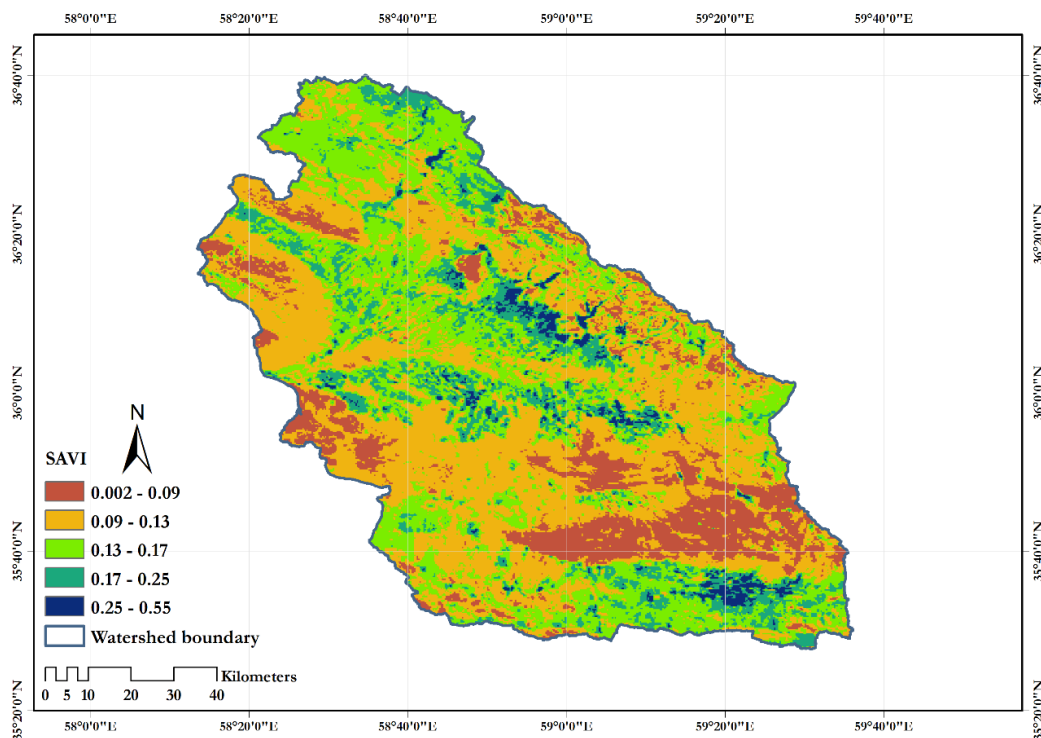
روش سنجش از دور برای ارزیابی انواع پوشش گیاهی از طریق مقایسه بازتاب طیفی گیاهان در محدوده طول موج‌های قرمز و مادون قرمز استفاده می‌شود. شاخص NDVI یکی از شاخص‌های پرکاربرد برای برآورد سطوح زیر کشت و تبخیر-تعرق واقعی استفاده می‌شود. با استفاده از این شاخص می‌توان تراکم پوشش گیاهی را در سطح زمین مشخص کرد و زمین‌های با پوشش متراکم را از زمین‌های بایر تشخیص داد. تصویر NDVI برای محدوده مطالعاتی در شکل ۱-۴ نشان داده شده است. همان‌طور که در فصل سوم اشاره شد، مقادیر این شاخص بین ۱ و ۱- قرار دارد. مقادیر این شاخص برای محدوده مطالعاتی از ۰/۰۰۴ تا ۰/۶۴ متغیر است. مناطقی که با رنگ آبی نشان داده شده‌اند پوشش گیاهی آن‌ها متوسط به سمت خوب می‌باشد که فراوانی آن‌ها در مناطق تحت کشت آبی بیشتر می‌باشد. مناطقی که با رنگ زرد و سبز مشخص شده‌اند نشان‌دهنده پوشش گیاهی ضعیف می‌باشد



شکل ۴-۱- تصویر شاخص NDVI در تاریخ ۲۲ تیرماه ۱۳۸۸ برای منطقه مورد مطالعه.

۲-۱-۴ شاخص SAVI

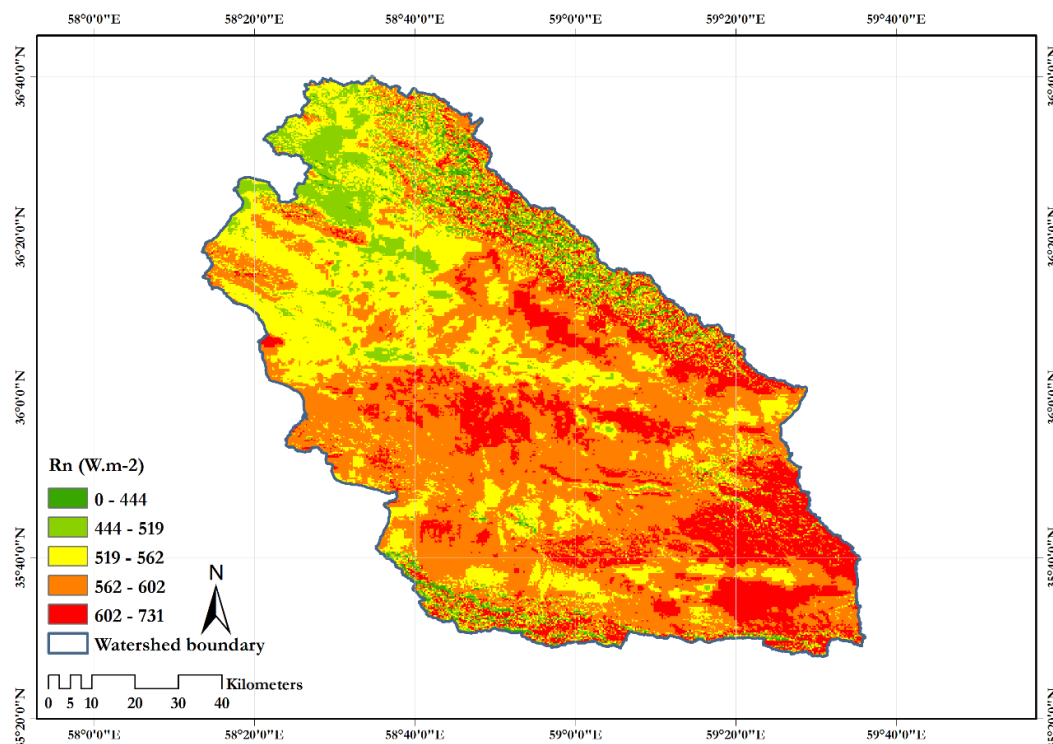
این شاخص نیز به نوعی بیانگر پوشش گیاهی منطقه می باشد که بر اساس شرایط رطوبتی خاک اصلاح شده است. مقدار این شاخص بین صفر و یک است. تصویر SAVI در شکل ۴-۲ نشان داده شده است. هر چه مقدار این شاخص به صفر نزدیک تر باشد نشان دهنده پوشش گیاهی غنی می باشد. برای محدوده مطالعاتی مقدار این شاخص بین ۰/۰۰۲ و ۰/۵۵ قرار دارد. مقایسه شکل های ۴-۱ و ۴-۲ نشان می دهد که همبستگی مناسبی بین این دو شاخص در سرتاسر حوضه آبریز مورد مطالعه برقرار بوده است.



شکل ۴-۲- تصویر شاخص SAVI در تاریخ ۲۲ تیرماه ۱۳۸۸ برای منطقه مورد مطالعه.

۳-۱-۴ شاخص Rn

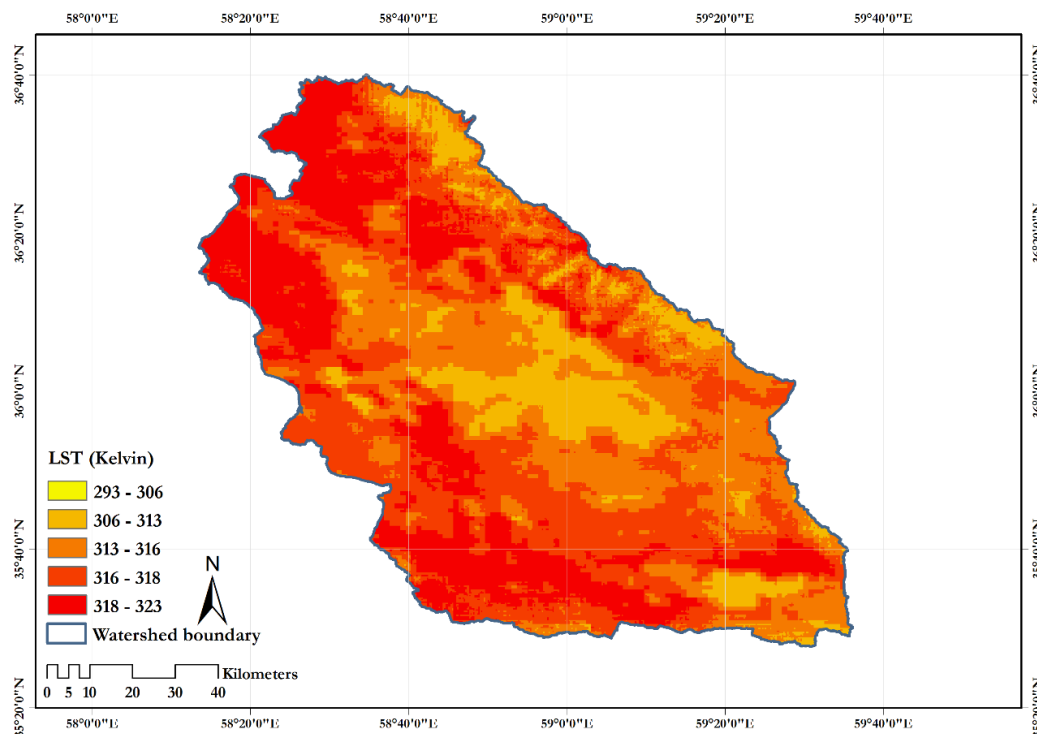
این شاخص معیاری از مقدار انرژی موجود در سطح زمین می‌باشد و از اختلاف بین جریان تابش ورودی و خروجی حاصل می‌شود. در شکل ۴-۳ تصویر تابش خالص (Rn) برای حوضه آبریز مورد مطالعه ارائه شده است. کمترین مقدار تابش خالص در مناطق شمال و شمال غرب به سمت مرکز می‌باشد و به سمت مناطق جنوبی مقدار تابش نیز بیشتر می‌شود. کمینه مقدار این شاخص ۰ و بیشترین مقدار آن $731 \text{ (W.m}^{-2}\text{)}$ می‌باشد.



شکل ۴-۳- تصویر شاخص Rn در تاریخ ۲۲ تیرماه ۱۳۸۸ برای منطقه مورد مطالعه.

۴-۱-۴ شاخص LST

تصویر دمای سطح زمین بر حسب کلوین در شکل ۴-۴ نشان داده شده است. بیشترین و کمترین مقدار دمای ثبت شده ۳۲۳ و ۲۹۳ درجه کلوین می باشد. مطابق شکل مناطق شمال، غرب و جنوب غربی دارای دمای بیشتری هستند. در مناطقی که دمای کمتری دارند، پوشش گیاهی در این مناطق در مقایسه با مناطق با دمای بالا، بیشتر می باشد.

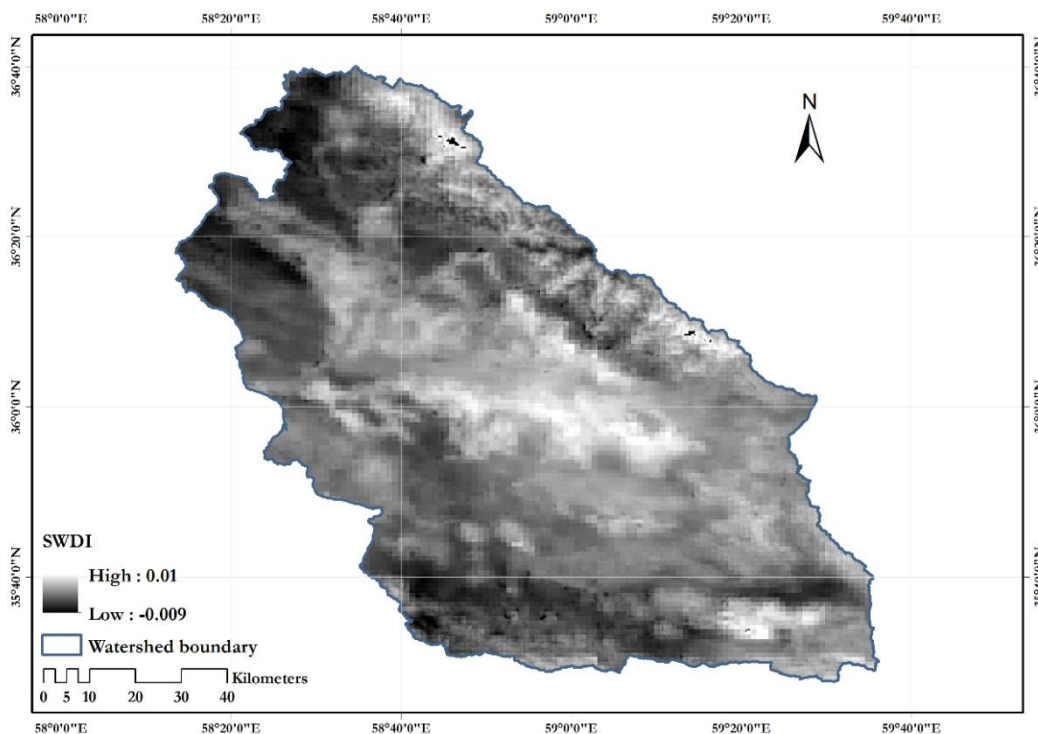


شکل ۴-۴- شاخص LST در تاریخ ۲۲ تیرماه ۱۳۸۸ برای منطقه مورد مطالعه.

۵-۱-۴ شاخص SWDI

تصویر شاخص SDWI در شکل ۵-۴ نشان داده شده است. این شاخص وضعیت رطوبتی خاک و تأثیر آن بر وقوع شرایط ترسالی و خشکسالی را نشان می‌دهد. مطابق شکل، در قسمت‌های شمالی و بخشی از قسمت جنوبی که مقدار این شاخص کمتر است، خشکسالی مشهود است. اما در قسمت‌های مرکزی که مقدار این شاخص بیشتر می‌شود نشان از کاهش خشکسالی و بروز ترسالی دارد. مناطقی که مقادیر منفی دارند، در این مناطق خشکسالی توسعه یافته حاکم است اما در قسمت‌هایی که این شاخص وارد فاز مثبت می‌شود، وضعیت نرمال شده و در قسمت‌هایی که مقدار به $0/01$ می‌رسد، به سمت ترسالی

توسعه یافته حرکت می‌کند.



شکل ۴-۵- تصویر شاخص SWDI در تاریخ ۲۲ تیرماه ۱۳۸۸ برای منطقه مورد مطالعه.

۲-۴ نتایج مدل پیش‌بینی کننده ANFIS

برای داشتن مناسب‌ترین دقت پیش‌بینی به‌وسیله مدل ANFIS، با توجه به پارامترهای ورودی مختلف الگوهایی متفاوتی از ورودی‌های مختلف تدوین گردید. هر یک از الگوهای ورودی توسط ANFIS اجرا گردید و نتایج آن‌ها مورد ارزیابی قرار گرفت.

در ادامه به تشریح نتایج هر یک از الگوهای ورودی پرداخته شده است. مطابق جدول ۴-۱ مشخص

است که سناریوی هشتم با ترکیب تمام پارامترهای ورودی مناسب‌ترین دقت را داشته است. در این سناریو معیارهای ارزیابی خطا در مرحله آموزش برای RMSE، MAE و NSE به ترتیب برابر ۱۳/۱۰، ۱۱/۹۰ و ۰/۹۰ بود. همچنین این مقادیر برای داده‌های آزمون برابر ۱۱/۹۰، ۹/۰۲ و ۰/۹۱ است. این مقادیر نشان می‌دهد که دقت داده‌های آزمون کمی بهتر از داده‌های آموزش می‌باشد. سناریوی S6 سناریوی بعدی بود که دقت بهتری نسبت به سایر سناریوها داشت. ترکیبات این سناریو شامل تمام پارامترهای ورودی به جز پارامترهای حداقل و حداکثر دما و Dew point بود. در این سناریو معیارهای ارزیابی خطا در مرحله آموزش برای RMSE، MAE و NSE به ترتیب برابر ۱۳/۶۳، ۱۰/۶۲ و ۰/۸۹ بود. همچنین این مقادیر برای داده‌های آزمون به ترتیب برابر ۱۲/۵۴، ۹/۶۹ و ۰/۹۰ است. ملاحظه می‌گردد که این سناریو نیز از دقت قابل قبولی برخوردار می‌باشد. سناریوهای S1، S2 و S3 به دلیل تعداد ورودی‌های کم از دقت ضعیف‌تری نسبت به سایر سناریوها برخوردار بودند. این نکته نشان می‌دهد که برای رسیدن به دقت مناسب نیازمند مشارکت تعداد پارامترهای زیادتری می‌باشد. با این وجود سناریو S3 دارای کمترین دقت بین تمام سناریوهای ورودی بود. در این سناریو پارامترهای N، R، ND، LS، SA، SW مشارکت داشتند.

ملاحظه گردید که سناریوی ۸ که شامل مشارکت تمام پارامترهای ورودی بود دارای بیشترین دقت پیش‌بینی بر اساس معیارهای ارزیابی خطا بود. این نکته نشان می‌دهد که مقدار تبخیر تعرق واقعی ارتباط نسبتاً پیچیده‌ای با پارامترهای ورودی دارد که با داشتن تعداد کمی از آن‌ها مانند آنچه در سناریوهای S1 تا S3 به کار گرفته شده نمی‌توان به دقت قابل قبولی رسید. از این رو برای تخمین مقدار مناسب نیازمند مشارکت تعداد پارامترهای ورودی بیشتری می‌باشد. در بین سناریوها علاوه بر سناریوی هشتم، سناریوی ششم و چهارم نیز دارای دقت بهتری بودند. سناریوی ششم و چهارم از آن جهت که دارای عملکرد

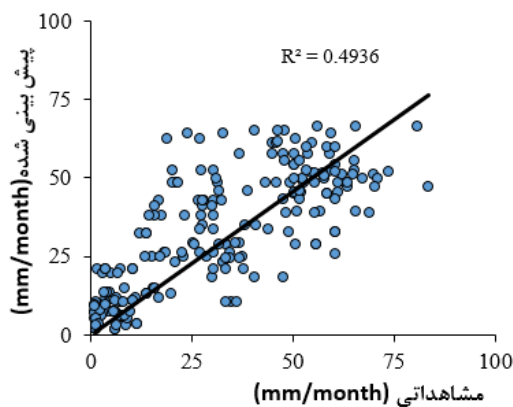
مناسبی هستند و تعداد ورودی کمتری نسبت به سناریوی هشتم دارند، ارزشمند می‌باشد. به همین منظور در ادامه نتایج به تحلیل بیشتر سه سناریوی مذکور پرداخته شده است. در این الگو پارامترهای ورودی سرعت باد، دما و رطوبت نسبی مشارکت داشتند.

جدول ۴-۱- مقادیر معیارهای ارزیابی عملکرد مدل ANFIS تحت سناریوهای مختلف در مراحل آموزش و آزمون

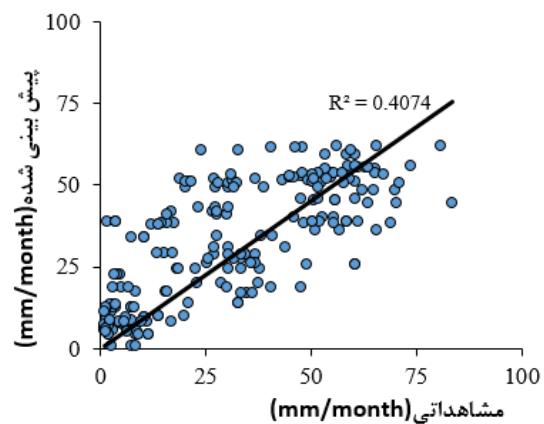
	RMSE		MAE		NSE		R^2	
الگوهای	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون
ورودی								
S1	۱۶/۳۴	۱۴/۶۰	۱۲/۵۶	۱۱/۳۶	۰/۸۳	۰/۸۵	۰/۵۷	۰/۵۸
S2	۱۵/۶۰	۱۳/۸۳	۱۱/۹۸	۱۰/۸۲	۰/۸۵	۰/۸۷	۰/۶۰	۰/۶۲
S3	۱۷/۳۷	۱۴/۴۲	۱۴/۰۰	۱۱/۴۶	۰/۸۳	۰/۸۷	۰/۵۲	۰/۵۹
S4	۱۴/۱۸	۱۲/۶۳	۱۰/۹۵	۱۰/۳۳	۰/۸۸	۰/۹۰	۰/۶۷	۰/۶۴
S5	۱۶/۶۴	۱۴/۳۲	۱۳/۱۰	۱۱/۰۰	۰/۸۴	۰/۸۷	۰/۵۶	۰/۵۸
S6	۱۳/۶۳	۱۲/۵۴	۱۰/۶۲	۹/۶۹	۰/۸۹	۰/۹۰	۰/۷	۰/۶۳
S7	۱۶/۰۳	۱۳/۴۰	۱۲/۴۱	۱۰/۰۲	۰/۸۵	۰/۸۸	۰/۵۹	۰/۶۴
S8	۱۳/۱۰	۱۱/۹۰	۱۰/۱۴	۹/۰۲	۰/۹۰	۰/۹۱	۰/۷۲	۰/۶۷

شکل ۴-۵ نمودار مقادیر واقعی در مقابل شبیه‌سازی شده را نشان می‌دهد که نسبت به خط رگرسیون سنجیده می‌شود. هرچقدر مقادیر به هم نزدیک‌تر باشد و روی خط رگرسیون قرار گیرند همبستگی بالای بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده را نشان می‌دهد. اگر چنانچه نقاط پراکنده‌ای نسبت به خط رگرسیون باشد نشان از عدم صحیح پیش‌بینی مدل مذکور است. با توجه به نمودارها مشخص است که در سناریوهای ۱، ۳ و ۵ تراکم نسبتاً خوبی نسبت به خط رگرسیون وجود ندارد. اما در سایر سناریوها، ضریب تبیین مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی نزدیک به همدیگر هستند که بین مقادیر ۶ تا

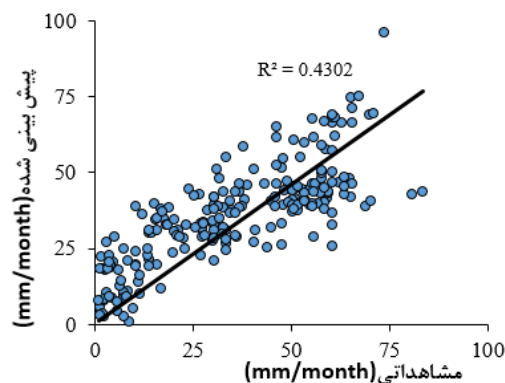
۰/۷ متغیر می‌باشد. کمترین مقدار ضریب تبیین مربوط به سناریو ۱ است که مقدار آن برابر ۰/۵۷۴ است. بیشترین ضریب تبیین نیز برابر ۰/۶۹ و برای سناریوی S8 است. با توجه به شکل مشخص است که سناریوی ۸ با شرکت همه پارامترها نسبت به دیگر سناریوها، نتایج قابل قبول‌تری ارائه می‌دهد. بعد از سناریوی ۸، در سناریو ۶ مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی نزدیک به خط رگرسیون هستند و مقدار R^2 در این سناریو برابر ۰/۶۴ می‌باشد.



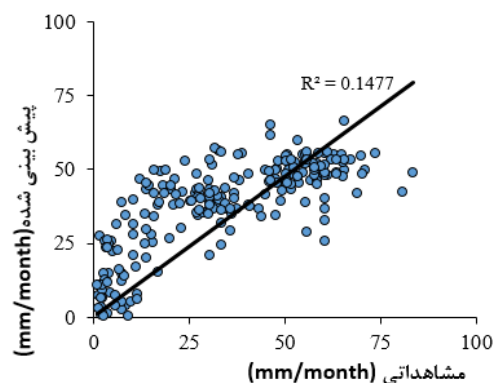
(ب)



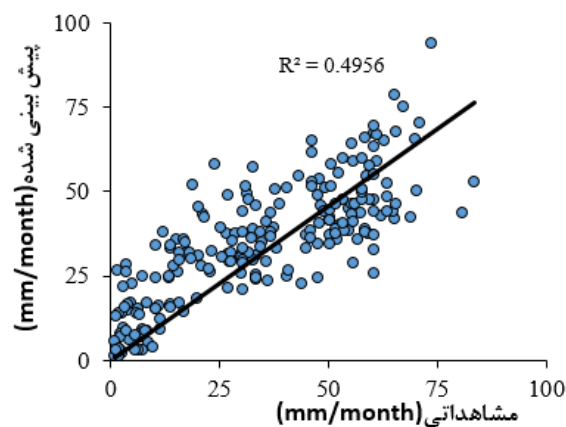
(الف)



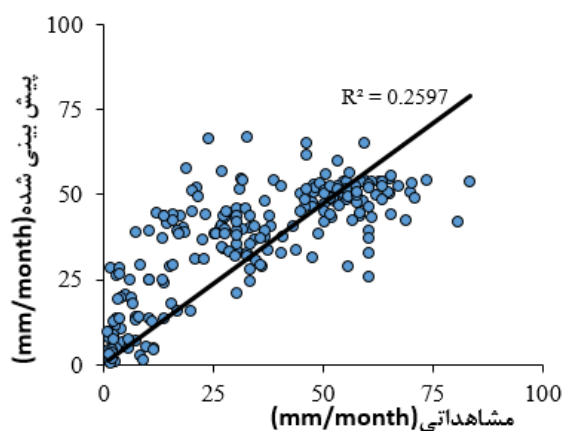
(د)



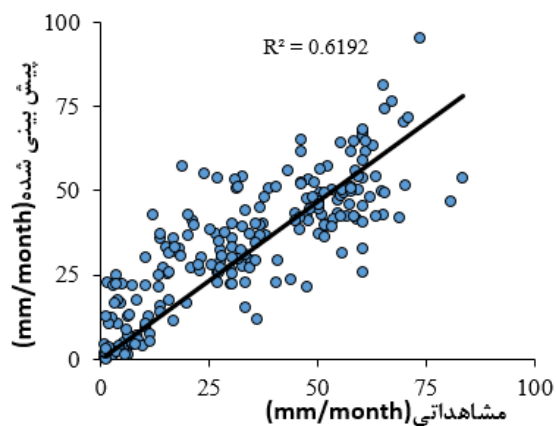
(ج)



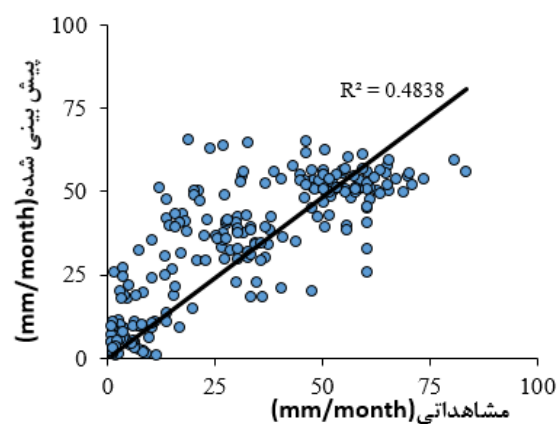
(ز)



(ر)



(ل)



(ه)

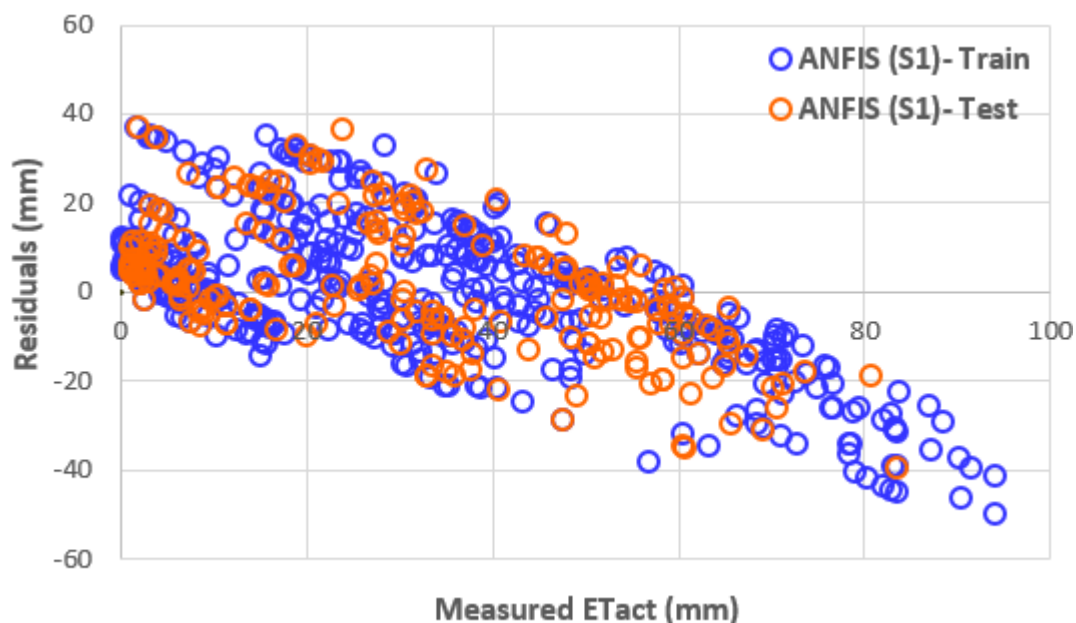
شکل ۴-۶- مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی‌شده داده‌های تبخیر-تعرق واقعی (آزمون) نسبت به خط

$y=x$ ، الف) سناریوی S1، ب) سناریوی S2، ج) سناریوی S3، د) سناریوی S4، ر) سناریوی S5، ز) سناریوی S6، ه)

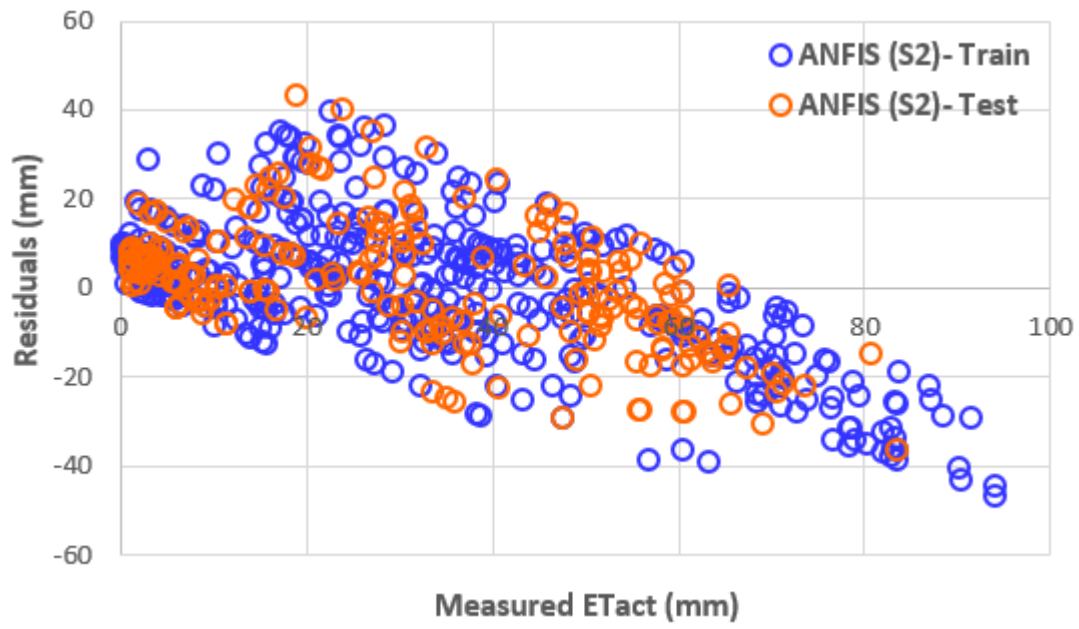
سناریوی S7، ل) سناریوی S8.

در ادامه نتایج مقادیر سری زمانی شبیه‌سازی‌شده و واقعی برای داده‌های آزمون ترسیم گردید. این نمودار به ما کمک می‌کند تا بتوان سناریوهای مختلف را از نظر تخمین مقادیر حداقل و حداکثرها مورد تحلیل قرار داد. علاوه بر دقت معیارهای ارزیابی خطا، سناریوی می‌تواند مناسب باشد که توانایی تخمین

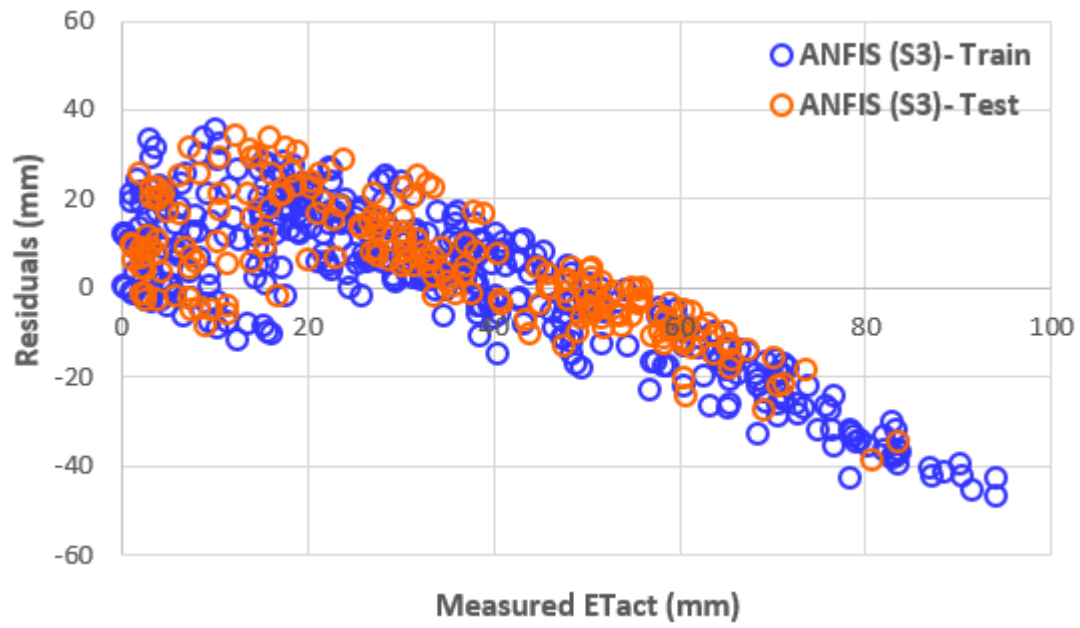
مناسبتی از مقادیر حداقل و حداکثرها را داشته باشد. چراکه بحران‌ها معمولاً در مقادیر حدی رخ می‌دهند. بدین منظور مطابق شکل ۴-۲ در سناریوی S1 مقادیر حداقل‌ها با تخمین مناسبی انجام‌شده است اما در مقادیر حداکثرها خصوصاً در گام‌های ابتدایی مقادیر تخمین کمتر از مقادیر واقعی انجام‌شده است. به‌طور مشابه سناریوهای S2، S4، S7 نیز دارای وضعیت مشابه هستند. در سناریوی S3 مقادیر حداکثر و حداقل‌ها با دقت کمتری تخمین زده شده است. همچنین در S8 تخمین‌ها کمی متفاوت‌تر از سایر سناریوها هستند. در این سناریو علاوه بر تخمین مناسب مقادیر حداقل‌ها مقادیر حداکثرها نیز در برخی گام‌ها با دقت مناسبی انجام‌شده است. با این توضیحات درمی‌یابیم که در اکثر سناریوها مقادیر حداکثرها با دقت مناسبی انجام نشده است. مقادیر حداقل‌ها در اکثر سناریوها دارای تخمین مناسبی بود. همه سناریوها مقادیر میانگین و حول میانگین را به خوبی تخمین زده‌اند. سناریوی S8 می‌توان گفت تنها سناریویی بود که روند تغییرات تبخیر واقعی را به درستی تشخیص داده است.



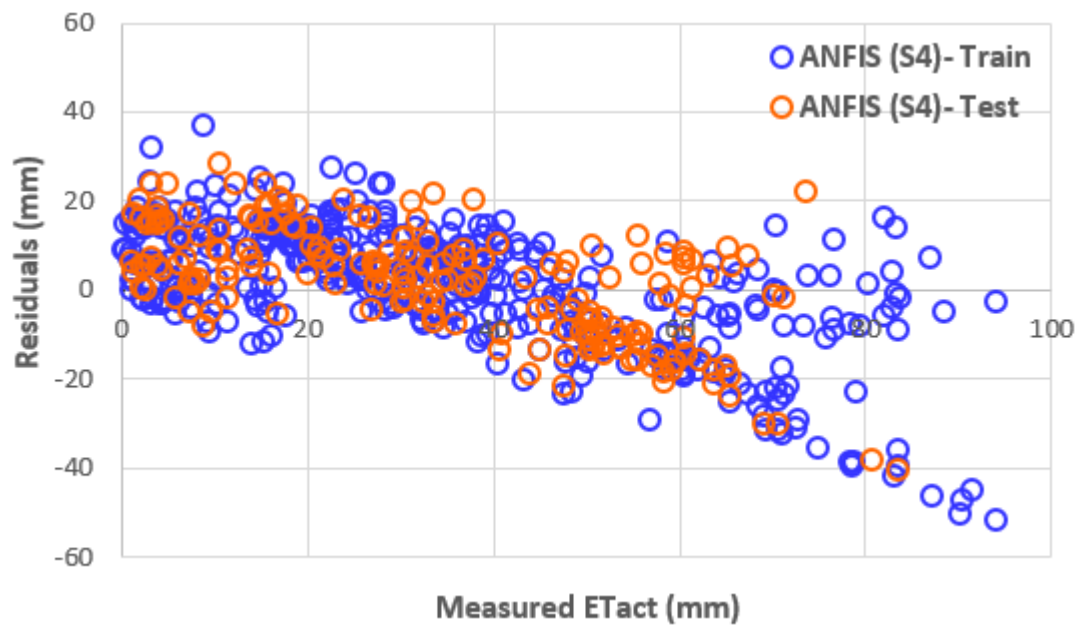
(الف)



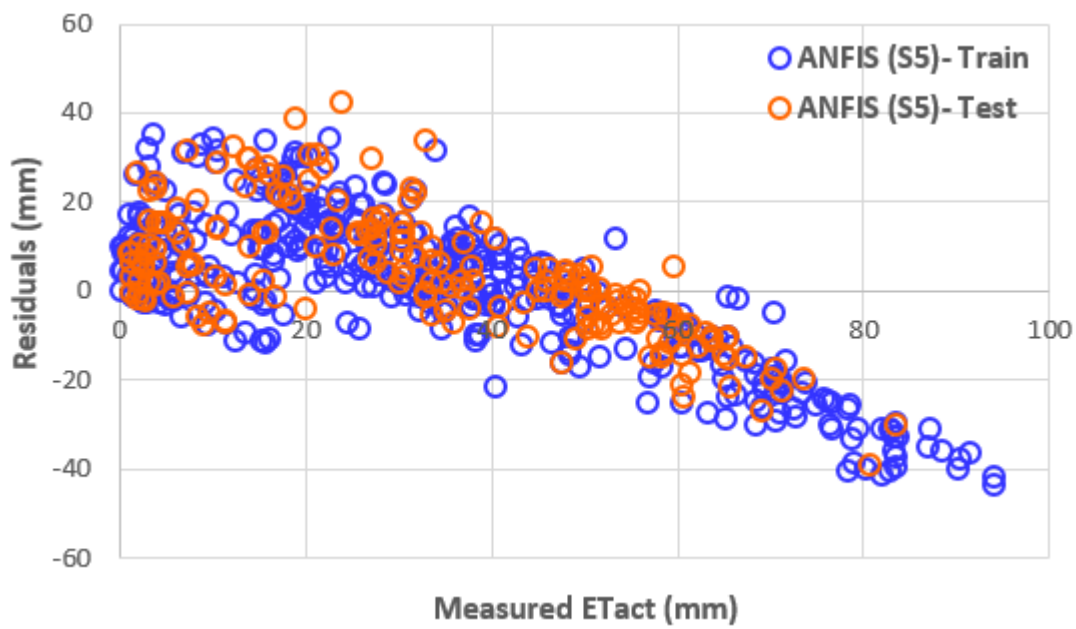
(ب)



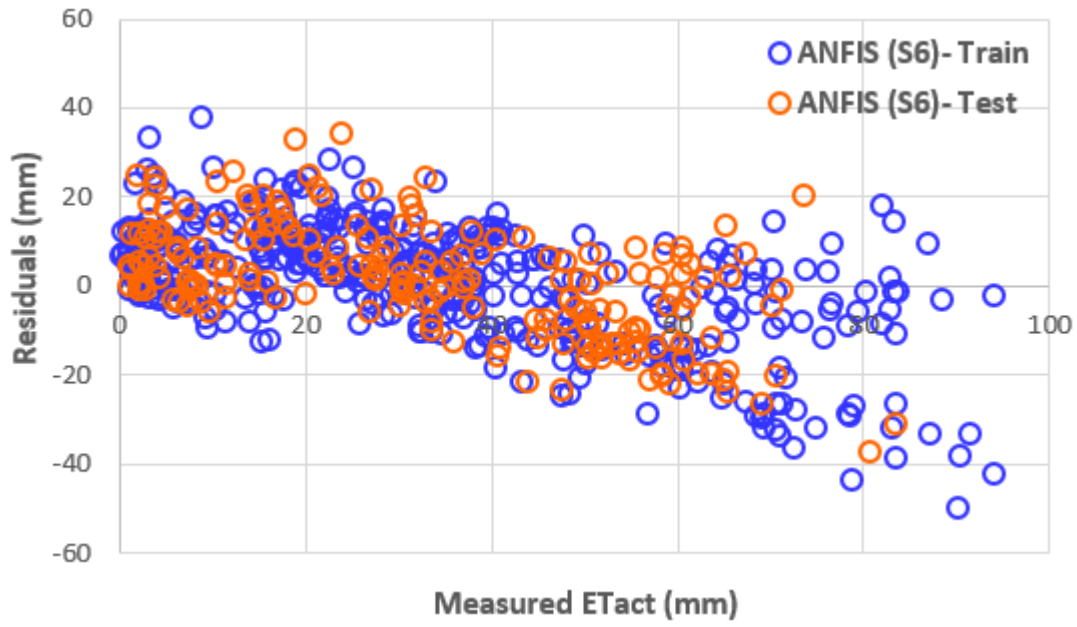
(ج)



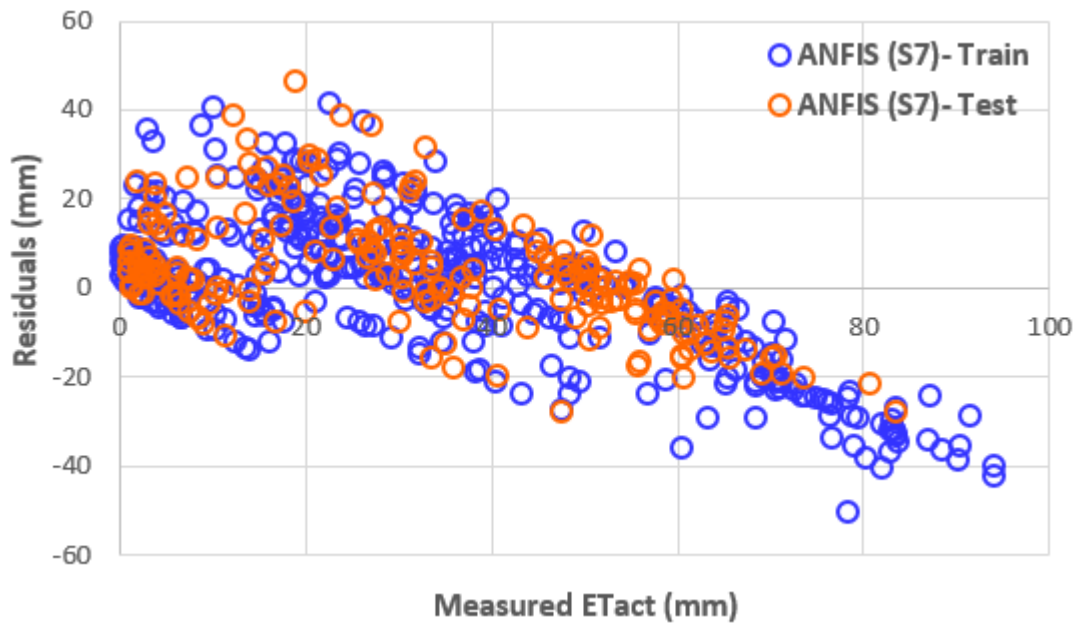
(د)



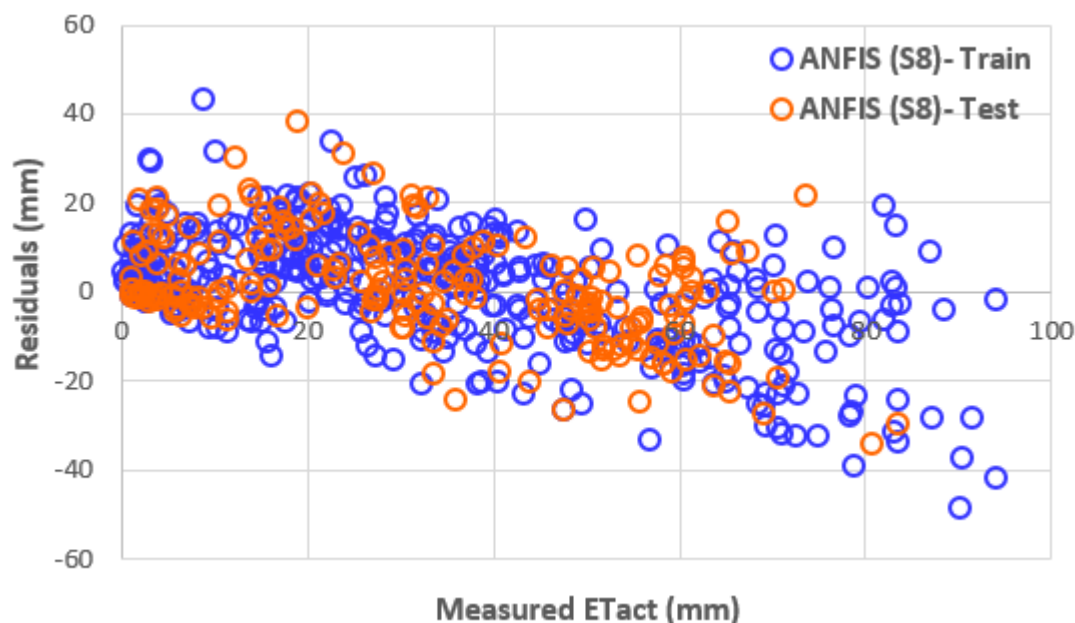
(هـ)



(j)



(o)



(ل)

شکل ۴-۷- سری زمانی مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده نسبت، الف) سناریوی S1، ب) سناریوی S2،

ج) سناریوی S3، د) سناریوی S4، ر) سناریوی S5، ز) سناریوی S6، ه) سناریوی S7، ل) سناریوی S8.

درنهایت با توجه به نتایج معیارهای ارزیابی خطا، نمودار نقطه‌ای و سری زمانی داده‌های ترسیم شده سناریوی S8 را مناسب‌ترین سناریوی معرفی کرد. همچنین برای داشتن دقت مناسب در پیش‌بینی تبخیر تعرق واقعی نیازمند تمام پارامترهای ورودی در این تحقیق می‌باشد. همچنین در حالت کلی توانایی ANFIS در پیش‌بینی مقدار تبخیر-تعرق واقعی را مثبت ارزیابی کرد. نتایج این تحقیق نشان داد که می‌توان از مدل‌های یادگیری ماشین و هوش مصنوعی در پیش‌بینی تبخیر واقعی استفاده کرد. عمده تحقیقات قبلی به ارزیابی تصاویر ماهواره‌ای در برآورد مقدار تبخیر-تعرق پرداخته بودند که می‌توان به تحقیق ثنایی‌نژاد و همکاران در سال ۱۳۹۰ اشاره کرد. از طرفی نتایج مدل نروفازی نشان داد که این مدل عملکرد مناسبی در پیش‌بینی تبخیر-تعرق دارد که سازگار با نتایج تحقیقات کرباسی (۱۳۹۵) است که از

مدل مذکور جهت پیش‌بینی تبخیر-تعرق مرجع استفاده کرده بود. استفاده از پارامترهای ورودی مختلف در پیش‌بینی تبخیر-تعرق واقعی با استفاده از مدل ANFIS تاکنون در این زمینه استفاده نشده بود که این نکته می‌تواند موجب ایجاد تحقیقات گسترده‌ای با طیف دقت مناسب گردد.

فصل پنجم: نتیجه گیری و پیشنهادات

۵-۱ نتیجه‌گیری

تخمین دقیق مقدار تبخیر-تعرق واقعی به‌منظور مدیریت در مصارف آب، به‌عنوان یکی از مشکلات اساسی در مدیریت منابع آب می‌باشد. زیرا برای تخمین آن باید از اطلاعات ورودی استفاده کرد که به‌صورت نقطه‌ای برداشت می‌شوند و قابل تعمیم به کل سطح حوضه نمی‌باشند. برای حل این مشکل، محققان به استفاده از تصاویر ماهواره‌ای برای محاسبه پارامترهای تأثیرگذار در مقدار تبخیر-تعرق روی آورده‌اند. روش نوین سنجش از دور پارامترهای موردنظر را به‌صورت تصاویر در اختیار کاربران قرار می‌دهد، و کاربر با استفاده از روش‌های کامپیوتری اطلاعات موردنیاز را از آن استخراج می‌دهد. هر چند روش‌هایی مانند استفاده از الگوریتم سبس و سبال برای تخمین مقدار تبخیر-تعرق واقعی توسعه یافته‌اند، اما در سال‌های اخیر روش‌های هوش مصنوعی برای این کار موردتوجه محققان قرار گرفته است. در تحقیق حاضر به‌منظور پیش‌بینی تبخیر-تعرق واقعی در حوضه نیشابور از پارامترهای هواشناسی و تصاویر ماهواره‌ای استفاده شد. برای این کار ابتدا تصاویر ماهواره‌ای برای شاخص‌های R_n ، $NDVI$ ، $SAVI$ ، LST و $SWDI$ با استفاده از سنجنده مودیس تهیه شدند و داده‌های آن‌ها استخراج گردید. شاخص $NDVI$ و $SAVI$ که برای تعیین وضعیت پوشش گیاهی استفاده می‌شوند، نشان دادند که در سطح حوضه پوشش گیاهی موجود است و در قسمت‌های مرکزی و جنوبی تراکم پوشش گیاهی بیشتر است. شاخص $SWDI$ که برای مشخص کردن وضعیت خشک‌سالی یا ترسالی استفاده می‌شود، نشان داد، در قسمت‌های شمالی و بخشی از قسمت جنوبی که مقدار این شاخص کمتر است، خشک‌سالی مشهود است. اما در قسمت‌های مرکزی که مقدار این شاخص بیشتر می‌شود نشان از کاهش خشک‌سالی و بروز ترسالی دارد. با داشتن مقادیر این شاخص‌ها و پارامترهای هواشناسی ۸ الگوی ورودی تدوین شد و برای پیش‌بینی مقدار تبخیر-تعرق واقعی

از مدل ANFIS استفاده شد. در این تحقیق از ۷۰٪ داده‌ها برای آموزش مدل و از ۳۰٪ داده‌ها نیز برای صحت‌سنجی مدل استفاده شد. نتایج به‌دست‌آمده نشان داد که سناریوی S8 که شامل تمام پارامترهای ورودی در پیش‌بینی تبخیر-تعرق واقعی بود دارای بیشترین دقت در بین سناریوها بود. هرچقدر تعداد ورودی‌های ANFIS بیشتر در نظر گرفته می‌شد موجب بهبود دقت پیش‌بینی می‌شد. بیشتر سناریوهای تدوین شده مقادیر حداقل‌ها رو بهتر پیش‌بینی می‌کردند اما در مقادیر حداکثرها کمی مقادیر حداکثر را کمتر از حالت واقعی پیش‌بینی نمود. همه سناریو در تخمین مقادیر میانگین و حول میانگین دارای دقت بسیار مناسبی بودند. کمترین دقت پیش‌بینی برای سناریوهایی ورودی بود که تعداد پارامترهای ورودی کمتری داشتند. نتایج کلی بیانگر دقت قابل قبول ANFIS در پیش‌بینی تبخیر-تعرق واقعی بود.

۲-۵ پیشنهادات

- برای این تحقیق از تصاویر مودیس استفاده شد، لذا پیشنهاد می‌گردد در تحقیقات بعدی از تصاویر دیگر سنجنده‌ها مانند استر و لندست استفاده شود و نتایج آن‌ها مقایسه شوند.
- برای مقایسه بهتر پیشنهاد می‌گردد در صورت امکان نصب لایسیمتر در حوضه، نتایج به‌دست‌آمده از روش‌های هوش مصنوعی با مقادیر مشاهداتی از لایسیمتر ارزیابی گردد.
- استفاده از سایر مدل‌های یادگیری ماشین مانند سامانه استنتاج فازی و شبکه بیزین جهت ارزیابی پیش‌بینی و مقایسه با نتایج تحقیق پیش رو استفاده گردد.
- از مدل‌های هیبریدی انفیس-الگوریتم تکاملی جهت بهبود و ارزیابی دقت پیش‌بینی استفاده گردد.
- اثر تغییر اقلیم بر تبخیر-تعرق واقعی توسط مدل‌های یادگیری ماشین مورد ارزیابی قرار

گیرد

- عدم قطعیت نتایج این تحقیق در تحقیقات آتی در نظر گرفته شود
- این رویکرد در سایر محدوده‌های مشابه مورد ارزیابی قرار گیرد.

مراج

اکبری، م. سیف، ز. زارع ابیانه، ح. ۱۳۹۰. برآورد میزان تبخیر-تعرق واقعی و پتانسیل در شرایط اقلیمی مختلف با استفاده از سنجش از دور. نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی). جلد ۲۵، شماره ۴. ص ۸۴۴-۸۳۵.

پریداد، پ. ۱۳۹۴. ارزیابی الگوریتم سیستم انرژی بیلان سطح در برآورد تبخیر-تعرق واقعی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای (مطالعه موردی: حوضه آبریز نیشابور). پایان‌نامه کارشناسی ارشد. دانشگاه فردوسی مشهد.

پورمحمدی، س، دستوراتی، م ت؛ مختاری، م ح. رحیمیان، م ح. ۱۳۸۹. تعیین و پهنه‌بندی تبخیر و تعرق واقعی توسط تکنیک سنجش از دور و الگوریتم سبال (مطالعه موردی: حوزه آبخیز منشاد در استان یزد). علوم و مهندسی آبخیزداری ایران، سال چهارم شماره ۱۳. صص ۳۲-۲۳.

جورابیان، م. هوشمند، ر. ۱۳۸۷. منطق فازی و شبکه‌های عصبی، مفاهیم و کاربردها (ترجمه). انتشارات دانشگاه شهید چمران اهواز.

خورشید دوست، م ع. میرهاشمی، ح. نظری، موسی. ۱۳۹۸. برآورد تبخیر با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک (مطالعه موردی: ایستگاه تبریز). نشریه علمی-پژوهشی جغرافیا و برنامه‌ریزی. سال ۲۳، شماره ۶۸. صص ۹۰-۷۱.

رحیمی خوب، ع. محمودی، ع. ۱۳۹۰. برآورد تبخیر-تعرق واقعی از سطح حوضه آبریز با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی و حداقل داده‌های هواشناسی- مطالعه موردی حوضه معرف امامه. تحقیقات منابع آب ایران. سال ۷، شماره ۳. صص ۵۱-۶۱.

رضائی، ع. ۱۳۹۴. برآورد تبخیر و تعرق مرجع روزانه با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی و

تجربی با سناریوهای مختلف زمانی، مکانی و خارج مکانی مدیریت داده‌های هواشناسی. رساله دکتری. دانشگاه تبریز.

زارع ابیانه، ح. قاسمی، ع. بیات ورکشی، م. محمدی، ک. سبزی پرور، ع. ا. ۱۳۸۸. ارزیابی کارایی دو نرم‌افزار شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی تبخیر- تعرق گیاه مرجع. دانش آب‌و‌خاک، ۲۰۱-۲۱۲.

سهیلی فر، ز. و میرلطیفی، س. و ناصری، ع. و عصاری، م. (۱۳۹۲). برآورد تبخیر- تعرق واقعی نیشکر با استفاده از داده‌های سنجش از دور در اراضی کشت و صنعت نیشکر میرزا کوچک خان. دانش آب‌و‌خاک (دانش کشاورزی)، ۲۳(۱)، ۱۵۱-۱۶۳.

عظیمی، ع. و رنگزن، ک. و کابلی زاده، م. و خرمیان، م. (۱۳۹۴). برآورد تبخیر و تعرق با استفاده از سنجش از دور، شبکه‌های عصبی مصنوعی و مقایسه نتایج آن با روش پنمن- مانتیث- فائو در باغات مرکبات شمال خوزستان. سنجش از دور و سامانه اطلاعات جغرافیایی در منابع طبیعی (کاربرد سنجش از دور و GIS در علوم منابع طبیعی)، ۶(۴)، ۶۱-۷۵.

قمرنیا، ه. رضوانی، س. مهدی آبادی، گ. غلامیان، س. م. ۱۳۸۹. محاسبه تبخیر-تعرق گیاه با استفاده از روش سبال در دشت بیلوار کرمانشاه. سومین همایش ملی مدیریت شبکه‌های آبیاری و زهکشی. اهواز. دانشگاه شهید چمران.

کمالی پاشکلائی، م. ا. ۱۳۹۶. برآورد تبخیر-تعرق واقعی و ضریب گیاهی ذرت به کمک سنجش از دور. رساله دکتری. دانشگاه فردوسی مشهد.

مباشری، م. ر، خاوریان، ح، ضیائی‌ان، پ، کمالی، غ، ۱۳۸۵، برآورد تبخیر و تعرق واقعی با استفاده از تصاویر مودیس و الگوریتم سبال، همایش ژئوماتیک.

ملک پور، م. بابازاده، ح. کاوه، ف. ابراهیمی پاک، ن.ع. (۱۳۹۵). برآورد تبخیر و تعرق واقعی و بهره‌وری آب گندم با استفاده از الگوریتم سبال و تصاویر ماهواره‌ای لندست ۵ در دشت قزوین. پژوهش آب در کشاورزی، ۴، ۳۰، (۴)، ۵۶۹-۵۸۲.

محمدابراهیم، م. محمدرضاپور، ا. اکبرزاده، ه. ۱۳۹۶. ارزیابی مدل SEBS در برآورد تبخیر-تعرق واقعی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای MODIS در مقیاس منطقه‌ای (مطالعه موردی: دشت سیستان). اکوهیدرولوژی. دوره ۴، شماره ۴. ص ۱۱۴۰-۱۱۵۰.

موذن زاده، ر. ۱۳۹۲. پایش سیستم هیدرولوژیک حوضه آبریز نیشابور با استفاده از تکنیک سنجش از دور. رساله دکتری. دانشگاه فردوسی مشهد.

Ahmad, M., Magagula, T.F., Love, D., Kongo, V., Mul, M.L., Kinoti, J. 2005. Estimating actual evapotranspiration through remote sensing techniques to improve agricultural water management: a case study in the transboundary Olifants catchment in the Limpopo Basin, South Africa. 6th WaterNet/ WARFSA/GWP Annual Symposium. Ezulwini, Swaziland.

Azar, N. A., Milan, S. G., & Kayhomayoon, Z. (2021). The prediction of longitudinal dispersion coefficient in natural streams using LS-SVM and ANFIS optimized by Harris hawk optimization algorithm. Journal of Contaminant Hydrology, 240, 103781.

Allen, R.G., Pereira, L.S., Raes, D., Smith, M. 1998. Crop evapotranspiration - Guidelines for computing crop water requirements. FAO Irrigation and Drainage. Food and Agriculture Organization of the United Nations. Rome.

Bastiaanssen, W.G.M., Noordman, E.J.M., Pelgrum, H., Davids, G., Thoreson, B. P., Allen, R.G. 2005. SEBAL model with remotely sensed data to improve water-resources management under actual field condition. Journal of Irrigation and Drainage Engineering, 131(1): 85-93.

Brutsaert, W., Stricker, H., 1979. An advection-aridity approach to estimate actual regional evapotranspiration. Journal of Water Resources Research. 15: 443-450.

Carter, C., & Liang, S. (2019). Evaluation of ten machine learning methods for estimating terrestrial evapotranspiration from remote sensing. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 78, 86-92.

Chauhan, C. and Shrivastava, S.K. 2012. Estimation reference evapotranspiration using neural computing technique. *Journal of Indian Water Resources Society (IWRS)*, 32:22-32.

Chandrapala, L., Wimalasuriya, M., (2003). Satellite measurement supplemented with meteorological data to operationally estimate actual evaporation of Sri Lanka. *J. Agr. Water Manage.* 58, 89–107.

Dias, S. H. B., Filgueiras, R., Fernandes Filho, E. I., Arcanjo, G. S., Silva, G. H. D., Mantovani, E. C., & Cunha, F. F. D. (2021). Reference evapotranspiration of Brazil modeled with machine learning techniques and remote sensing. *Plos one*, 16(2), e0245834.

Dehbozorgi, F. and Sepaskhah, A. R. (2011), “Comparison of artificial neural networks and prediction models for reference evapotranspiration estimation in a semi-arid region,” *Arvhives of Agronomy and soil science*, DOI:10.1080/.

Fan, J., Wang, X., Wu, L., Zhou, H., Zhang, F., Yu, X., ... & Xiang, Y. (2018). Comparison of Support Vector Machine and Extreme Gradient Boosting for predicting daily global solar radiation using temperature and precipitation in humid subtropical climates: A case study in China. *Energy conversion and management*, 164, 102-111.

Feng, Y., Cui, N., Zhao, L., Hu, X., & Gong, D. (2016). Comparison of ELM, GANN, WNN and empirical models for estimating reference evapotranspiration in humid region of Southwest China. *Journal of Hydrology*, 536, 376-383.

Gowda, P.H., Chavez, J.L., Colaizzi, P.D., Evett, S.R., Howell, T.A., Tolk, J.A., 2008. Evapotranspiration mapping for agricultural water management: Present status and challenges. *Journal of Irrigation Science*, 26: 223–237.

Glenn, E. P., A. R. Huete, P. L. Nagler, K. K. Hirschboeck, P. Brown. 2007. Integrating remote sensing and ground methods to estimate evapotranspiration, *Journal of Critical Reviews in Plant Sciences*, 26: 139-168.

Gocić, M., Motamedi, S., Shamshirband, S., Petković, D., Ch, S., Hashim, R., & Arif, M. (2015). Soft computing approaches for forecasting reference evapotranspiration. *Computers and Electronics in Agriculture*, 113, 164-173.

Kumar, M., Raghuwanshi, N., Singh, R., Wallender, W. and Pruitt, W. 2002. Estimating evapotranspiration using artificial neural network. *Journal of irrigation and drainage engineering*, 128 (4); 224-233.

Kisi, O. and Ozturk, O. 2007. Adaptive neurofuzzy computing technique for evapotranspiration estimation. *ASCE Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 133:368-379.

Kisi, O. 2007. Evapotranspiration modeling from climate data using a neural computing technique. *Hydrological Processes*, 21:1925-1934.

Kisi, O. (2004), " River flow modelling using artificial neural networks," *Journal of Hydrologic Engineering*, 9(1),pp. 60-63.

Kayhomayoon, Z., Azar, N. A., Milan, S. G., Moghaddam, H. K., & Berndtsson, R. (2021). Novel approach for predicting groundwater storage loss using machine learning. *Journal of Environmental Management*, 296, 113237.

Mallick, K., Bhattacharya, B.K., and Patel, N.K., (2009), Estimating volumetric surface moisture content for cropped soils using a soil wetness index based on surface temperature and NDVI. *Agricultural and Forest Meteorology*, 149: 1327–1342.

Milan, S. G., Roozbahani, A., Azar, N. A., & Javadi, S. (2021). Development of adaptive neuro fuzzy inference system–Evolutionary algorithms hybrid models (ANFIS-EA) for prediction of optimal groundwater exploitation. *Journal of Hydrology*, 598, 126258.

Moosavi, V., Talebi, A., Mokhtari, M. H., & Hadian, M. R. (2016). Estimation of spatially enhanced soil moisture combining remote sensing and artificial intelligence approaches. *International journal of remote sensing*, 37(23), 5605-5631.

Michael, M. G., & Bastiaanssen, W. G. (2000). A new simple method to determine crop coefficients for water allocation planning from satellites: results from Kenya. *Irrigation and drainage systems*, 14(3), 237-256.

Mehdizadeh, S., Behmanesh, J., & Khalili, K. (2017). Using MARS, SVM, GEP and empirical equations for estimation of monthly mean reference evapotranspiration. *Computers and electronics in agriculture*, 139, 103-114.

Newman, B.D., Wilcox, B.P., Archer, S.R., Breshears, D.D., Dahm, C.N., Duffy, C.J., McDowell, N.G., Phillips, F.M., Scanlon, B.R., Vivoni, E.R., 2006. Ecohydrology of water-limited environments: a scientific vision. *Journal of Water Resources Research*, 42.

Palmer, W.C., (1965), *Meteorological Drought*. Research Paper No. 45, US Weather Bureau, Washington, DC.

Poon, P. K., & Kinoshita, A. M. (2018). Estimating evapotranspiration in a post-fire environment using remote sensing and machine learning. *Remote Sensing*, 10(11), 1728.

Patil, A. P., & Deka, P. C. (2016). An extreme learning machine approach for modeling evapotranspiration using extrinsic inputs. *Computers and Electronics in Agriculture*, 121, 385-392.

Rwasoka, D. T., Gumindoga, W., Gwenzi, J., 2011. Estimation of actual evapotranspiration using the surface energy balance system algorithm in the upper Manyame catchment in Zimbabwe. *Journal of Physics and chemistry of the earth*, 36: 736-746.

Sudheer, K. P., Gosain, A. K. and Ramasastri, K. S. (2004), “Estimating actual evapotranspiration from limited climatic data using neural computing technique,” *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 29(3), pp. 214-218.

Teixeira, A.H.C., Bastianssen, W., Ahmad, M. and Bos, M. 2009. Reviewing SEBAL input parameters for assessing evapotranspiration and water productivity for the Low – Middle Sao Francisco River basin, Brazil: Part A: Calibration and validation. *Agricultural and forest meteorology*. 149 (3): 462 – 476.

Vulova, S., Meier, F., Rocha, A. D., Quanz, J., Nouri, H., & Kleinschmit, B. (2021). Modeling urban evapotranspiration using remote sensing, flux footprints, and artificial intelligence. *Science of The Total Environment*, 786, 147293.

Wilcox, B.P., Seyfried, M.S., Breshears, D.D., 2003. *The water balance on rangelands*. Edited by Stewart, B.A., Howell, T.A. *Encyclopedia of Water Science*. New York.

Yin, Z., Feng, Q., Yang, L., Deo, R. C., Wen, X., Si, J., & Xiao, S. (2017). Future projection with an extreme-learning machine and support vector regression of reference evapotranspiration in a mountainous inland watershed in north-west China. *Water*, 9(11), 880.

Abstract

Actual evapotranspiration (AET) is one of the most important components of water balance in arid and semi-arid regions. Measuring this component is complex and time-consuming and generally leads to point values. Although the use of satellite images in the form of remote sensing-based algorithms has overcome this problem, these algorithms themselves still have some limitations. In the present work, the performance of adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) artificial intelligence model in estimating AET in Neishaboor watershed (northeast of Iran) during 2001-2010 was evaluated. Meteorological data and indicators extracted from MODIS satellite images were used as input to this model under different scenarios. First, plant index images were received from the MODIS sensor and their data were extracted. Having the values of meteorological parameters and plant indices, first 8 input scenarios with a combination of meteorological parameters and plant indices were developed for the ANFIS model. Then 70% of the data were used for model training and 30% of the data were used for model testing and the performance of the model was evaluated under 8 scenarios. The results showed that the soil wetness deficit index (SWDI) had an important role in reducing the error rate of AET estimation, so that its addition to other remote sensing indices led to a decrease of 18.4% and 12.5% RMSE (root mean square error) in the training and testing sets, respectively. According to the results, the scenario including all inputs outperformed in AET estimation by assigning values of 13.1, 10.14 and 0.9 for RMSE, MAPE and NSE, respectively, in the training set and values of 11.93, 9.02 and 0.91 in the testing set. The performance of the proposed method in estimating AET can be evaluated in other watersheds using different satellite images and other artificial intelligence models.

Keywords: Actual evapotranspiration, Artificial intelligence, Neishaboor, Soil wetness deficit index



Shahrood University of Technology

Faculty of Agriculture Engineering

M.Sc.(M.A. or Ph.D.) Thesis in Water Science and Engineering, majoring in water structures

Application of satellite image and artificial intelligence in estimating actual evapotranspiration at watershed scale.

By: Fatemeh Hadadi

Supervisor:

Dr. Roozbeh Moazen Zadeh

Advisor:

Dr. Babak Mohammadi

September 2021