ماهنامه علمی تخصصی پایا شهر

شماره مجوز مجله: ۸۰۴۰۰ زمان چاپ: ۱۴۰۱/۱۰/۱۰

بررسی کارآیی روش های داده مبناء در تخمین ظرفیت زراعی و نقطه پژمردگی دائم

امید نوروزی انگنایی[۱]

۱- فوق لیسانس مهندسی عمران، مسئول متره برآورد کارگاه احداث راه آهن چابهار به زاهدان، موسسه پایدار سازان (*omidnorooozi67@gmail.com*)

چکیده

آگاهی از نقاط مهم رطوبتی، برای مطالعات آبیاری در مزرعه بسیار مهم و ضروری می‌باشد اما اندازه‌گیری آنها به روش مستقیم بسیار پرهزینه و وقت‌گیر است. روش‌های داده مبناء می‌توانند روش مناسبی برای تخمین این پارامترها باشد. تحقیق حاضر به برآورد نقاط مهم رطوبتی شامل ظرفیت زراعی و نقطه پژمردگی دائم به‌وسیله پارامترهای زودیافت با سه روش شبکه عصبی، رگرسیون خطی چندمتغیره و رگرسیون بردار پشتیبان در منطقه شاهرود پرداخته است. داده-های مورد استفاده از مرکز تحقیقات خاک شاهرود گرفته شده است. پس از مرتب‌سازی داده‌های مورد نظر جدول ضریب همبستگی متغیرهای ورودی احتمالی با خروجی‌های مورد نظر تشکیل شد و معنی‌داری همبستگی متغیرهای ورودی و خروجی از نظر آماری بررسی‌گردید. پس از نرمالسازی داده‌ها، مدل‌سازی با روش‌های مذکور انجام و نتایج مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد که روش رگرسیون بردار پشتیبان کارایی بهتری نسبت به دو روش دیگر دارد. مقادیر ضریب تعیین، میانگین جذر مجموع مجذور انحرافات خطا و ریشه میانگین مربعات خطا نرمال شده در بهترین مدل، به ترتیب برابر ۰/۸۵ ، ۳/۱۲ و ۱۲/۸۹ برای ظرفیت زراعی و ۰/۸۳ ، ۱/۵۸و ۱۴/۸۴ برای نقطه پژمردگی دائم بدست آمده است.

کلمات کلیدی: شبکه‌های عصبی مصنوعی، رگرسیون بردار پشتیبان، ظرفیت زراعی، نقطه پژمردگی دائم، منطقه شاهرود.

۱- مقدمه

منحنی مشخصه آب خاک که بیانگر تغییرات رطوبت در برابر مکش آب خاک است، در مسائل مربوط به حرکت آب در خاک غیراشباع کاربرد فراوان دارد و شناسایی رفتار فیزیکی خاک در رطوبت‌های مختلف را آسان‌تر می‌کند. نقاط مهم رطوبتی شامل ظرفیت زراعی و نقطه پژمردگی دائم از عوامل مهم در رسم منحنی مشخصه رطوبتی هستند. اندازه‌گیری نقاط مهم رطوبتی در آزمایشگاه وقت گیر و پرهزینه است، بنابراین، مدل‌ها و روابطی تحت عنوان توابع انتقالی[۱] توسعه یافته‌اند که خصوصیات هیدورلیکی خاک را به‌طور غیر مستقیم با استفاده از داده‌های زودیافت خاک و با کمک یکسری روابط ریاضی مناسب پیش‌بینی می‌کنند (نگئین و همکاران[۲]، ۲۰۱۵).

توابع انتقالی اولین بار توسط بوما [۳]درسال ۱۹۸۹ پیشنهاد شد و در مسائل مربوط به فیزیک خاک به‌کار گرفته شد (مینانسی و مک برنتی[۴]، ۱۹۹۹). از آنجا که اندازه گیری نقاط مهم رطوبتی، کاری وقت گیر، پرهزینه و دشوار می‌باشد، کوشش‌های زیادی به‌عمل آمده است که بتوان این نقاط را با استفاده از ویژگی‌های ساده‌تر خاک مانند بافت، مقدار ماده آلی و چگالی ظاهری به‌دست آورد. توابع انتقالی خاک در واقع توابع پیش‌بینی کننده می‌باشند که ارتباط بین داده‌های زودیافت خاک (مانند درصد شن، سیلت و رس، جرم مخصوص‌ظاهری و موادآلی) را با داده‌های دیریافت خاک مانند پارامترهای منحنی رطوبتی (ظرفیت‌زراعی و نقطه‌ی پژمردگی دائم) برقرار می‌سازد (بوتولا و همکاران[۵]، ۲۰۱۳). البته توابعی که می‌توانند در یک منطقه به‌طور موفقیت آمیزی به‌کار روند، ممکن است در منطقه جدید سازگاری مناسبی با مقادیر واقعی نداشته باشند. روش‌های مختلفی برای به‌دست آوردن توابع انتقالی وجود دارد که از جمله می‌توان به مدل-های رگرسیون خطی[۶] (LR)، شبکه‌های عصبی مصنوعی[۷] (ANN)، استنتاج تطبیقی-عصبی فازی[۸] (ANFIS) و رگرسیون بردار پشتیبان[۹] (SVR) اشاره نمود.

محققین مختلفی به توسعه توابع انتقالی در علوم آب و خاک پرداخته‌اند. به‌عنوان نمونه شاپ و لجی [۱۰] (۱۹۹۸) با استفاده از شبکه عصبی منحنی رطوبتی خاک را تخمین زدند. آنها دریافتند که شبکه عصبی مصنوعی به‌کار رفته بهتر از تعدادی از توابع انتقالی رگرسیونی ارائه شده توسط سایر محققان بوده و معمولاً اگر خصوصیات زودیافت بیشتری به-عنوان ورودی به کار رود صحت پیش‌بینی‌ها افزایش می‌یابد ولی همیشه اختلاف قابل توجهی بین مقادیر رطوبت پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده وجود دارد.

ولی و همکاران در سال ۱۳۸۸، بیان نمودند که ماشین‌های بردار پشتیبان برای داده‌هایی با ابعاد بالا به‌خوبی جوابگو می‌باشد، همچنین مدلی را انتخاب می‌کند که بین میزان خطای تجربی و تقریب یک حالت بهینه را انتخاب کند.

کوکوک و بولتینک[۱۱] (۱۹۹۹) نشان دادند که استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تخمین منحنی رطوبتی خاک‌های با مواد آلی بالا و غیرآهکی نتایج بهتری از توابع انتقالی رگرسیونی مانند مدل گوپتا ولارسون[۱۲] (۱۹۷۹) ارائه

1-Pedotransfer functions
2- Nguyen et al
3-Boma
4- Minasny & Mcbratney
5- Botula et al
6- Linear Regression
7- Artificial Neural Networks
8- Adaptive Neuro Fuzzy Inference System
9 Support Vector Regression
10-Schaap and Leij
11-Koekkoek and Booltink
12- Gupta and Larson

می دهد. همچنین نمس و همکاران [13]در سال ۲۰۰۳، عنوان نمودند که اشتاق توابع انتقالی با استفاده از داده های کم ولی مناسب بهتر از استفاده از پایگاه داده‌های بزرگتر ولی عمومی و نامناسب می‌باشد.

آنگرو و همکاران [14](۲۰۰۷) با توجه به این مطلب که خصوصیات جغرافیایی و منطقه‌ای تنوع زیادی را در خاک‌ها پدید می‌آورد، عنوان نمودند که اعتمادپذیر بودن توابع انتقالی رابطه‌ای بسیار قوی با مجموعه داده‌هایی دارد که برای واسنجی آن‌ها به‌کار می‌رود. لذا خصوصاً در هنگامی که از شبکه‌های عصبی استفاده می‌شود، بررسی کارآیی شبکه آموزش داده شده با پایگاه‌های داده عظیم موجود، برای نمونه‌های خاک محلی بسیار مهم می‌باشد. به‌طوری‌که حتی ممکن است نتایج ضعیفی از اجرای شبکه‌های عصبی به‌دست آید. از طرفی به‌علت اینکه شبکه‌های عصبی نیازمند تعداد داده‌های زیادی برای آموزش می‌باشند، کاربرد آنها در مقیاس‌های کوچک و سطح مزرعه صرفاً با استفاده از داده‌های موجود مورد سوال می‌باشد.

زنگ و همکاران [15](۲۰۰۷) منحنی رطوبتی خاک را برای تعداد ۱۱۰ نمونه خاک غیرآهکی با کلاس‌های بافتی مختلف به روش شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیونی تخمین زدند و نشان دادند شبکه عصبی منحنی رطوبتی را در بیشتر کلاس‌های بافتی بهتر از روش رگرسیونی و با ضریب همبستگی بالاتری تخمین می‌زند.

نوری و همکاران [16](۲۰۰۸) برای کاهش متغیرهای ورودی به مدل SVM در پیش‌بینی میزان زباله‌های تولیدی در شهر مشهد از تحلیل مولفه‌های اصلی[17] (PCA) استفاده نمودند و با مقایسه‌ی مدل ترکیبی PCA – SVM با مدل SVM برتری مدل PCA – SVM را نتیجه گرفتند.

لین و همکاران [18](۲۰۰۹) بیان نمودند که نتایج گویای این واقعیت است روش SVM خیلی سریع‌تر از شبکه عصبی مصنوعی آموزش می‌بیند. همچنین SVM پیش بینی دقیق‌تری را نسبت به شبکه عصبی مصنوعی نشان داده است.

چن و همکاران [19](۲۰۱۰) از ماشین‌های بردار پشتیبان برای مدل کردن بارش روزانه استفاده کردند و نتایج را با نتایج حاصل از روش آنالیز چند متغیره مقایسه نمودند و نشان دادند نتایج پیش‌بینی‌های حاصله از SVM دقیق‌تر است.

کاکایی لفدانی و همکاران [20](۲۰۱۳)، با استفاده از روش رگرسیون بردار پشتیبان و شبکه عصبی به‌منظور تخمین بار رسوبی رودخانه دوراج پرداختند. آنها کارایی بالای هر دو روش را گزارش نمودند.

کائوهو و همکاران [21](۲۰۱۴) با استفاده از ماشین‌های بردار پشتیبان، به پیش‌بینی ظرفیت کاتیونی در افق‌های مختلف خاک در شهر چینگدائو چین پرداختند. آنها بررسی‌های خود را در ۲۰۸ نقطه و در دو افق خاک انجام دادند و در پایان بیان نمودند که مدل SVM پیش‌بینی‌ها را بهبود می‌بخشد.

با توجه به اهمیت آگاهی از نقاط مهم منحنی مشخصه خاک در منطقه شاهرود برای طرح‌های کشاورزی و برنامه‌ریزی-های آبیاری و دشواری اندازه‌گیری مستقیم آن‌ها، توسعه توابع انتقالی مناسب و یا ارزیابی مدل‌ها در به‌دست آوردن رطوبت ظرفیت زراعی و نقطه پژمردگی دائم در این منطقه لازم می‌باشد. بنابراین در این تحقیق، عملکرد مدل رگرسیون بردار پشتیبان در توسعه توابع انتقالی خاک و اثر تعداد و نوع متغیرهای ورودی بر عملکرد مدل‌های مورد استفاده برای استخراج توابع انتقالی مورد ارزیابی قرار گرفته است.

مواد و روش ها

13- Nemes *et al*
14-Ungaro *et al*
15- Zhang *et al*
16- Noori *et al*
17- Principal Component Analysis (PCA)
18- Lin *et al*
19- Chen *et al*
20- Kakaei lafdani *et al*
21- Kaihua *et al*

در این تحقیق از داده‌های زود یافت شامل بافت خاک (درصد رس، شن و سیلت)، چگالی ظاهری و مواد آلی و داده‌های دیریافت شامل ظرفیت زراعی و نقطه‌پژمردگی دائم، مربوط به مطالعات خاکشناسی شهرستان شاهرود موجود در مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی استان سمنان استفاده شده‌است. داده‌ها از ۱۰۰ نمونه پروفیل از مناطق مختلف شهرستان شاهرود جمع آوری شده است.

اولین گام برای توسعه توابع انتقالی، ارائه روابط تجربی میان خصوصیات پایه خاک و عواملی است که باید پیش‌بینی شوند. این امر می‌تواند به‌وسیله روش‌های مختلف ریاضی (مانند رگرسیون بردار پشتیبان و شبکه‌های عصبی مصنوعی) محقق شود. در ادامه توضیح مختصری در مورد روش مورد استفاده در این پژوهش ارائه می‌گردد:

رگرسیون خطی چند متغیره[۲۲]

در روش رگرسیون خطی چند متغیره (MLR)، مقادیر متغیر خروجی بر اساس داده‌های ورودی و خطوط تصمیم‌گیری پیش‌بینی می‌شوند. در واقع تکنیک رگرسیون، مجموعه‌ای از داده‌های آزمایشی را دریافت نموده و فرمولی را به آن داده‌ها برازش می‌نماید. رگرسیون می‌تواند برای حل مسائل کلاس‌بندی و نیز برای پیش‌گویی مورد استفاده قرار بگیرد. روش رگرسیون خطی، یک تکنیک یادگیری نظارتی است که به‌وسیله آن تغییرات یک متغیر وابسته به‌وسیله ترکیب خطی از یک یا چند متغیر مستقل مدل می‌گردد. حالت کلی معادله مدل رگرسیون خطی به صورت رابطه ۱ بیان می‌گردد:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + ... + \beta_p X_p \qquad (۱)$$

که در این رابطه، X_i ها متغیرهای مستقل و β_iها ضرایب ثابت و Y متغیر وابسته می‌باشند (اسدی و همکاران، ۱۳۹۳).

شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) ابزار ریاضی قدرتمندی هستند که با تقلید ساده از سیستم عصبی بیولوژیک ساخته شده‌اند و قدرت انعطاف و تصحیح‌پذیری بالایی در انطباق با داده‌های موجود دارند. مهم‌ترین موضوع در این مدل‌ها، انتخاب ورودی‌های مناسب به مدل برای رسیدن به خروجی‌های مد نظر می‌باشد. علاوه بر آن ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی و نحوه انتخاب ارتباط بین نرون‌ها و وزنی که هر نرون به خود اختصاص خواهد داد از اهمیت بالایی برخوردار است. ساختار یک شبکه عصبی متشکل از تعداد لایه‌ها، تعداد نرون‌ها در هر لایه، نحوه ارتباط لایه‌ها با هم، روش آموزش شبکه و نحوه توزیع پارامترها می‌باشد.

شکل(۱) ساختار ساده یک شبکه عصبی پرسپترون را نشان می‌دهد. هر نرون توسط لایه‌ی خروجی‌اش به نرون‌های لایه بعد متصل است ولی با نرون‌های لایه‌ی خودش ارتباط ندارد (اسچاپ و لجی، ۱۹۹۸).

توابع انتقالی بر پایه ماشین های بردار پشتیبان

ساختار مدل ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) توسط وپنیک که یک ریاضیدان روسی در دهه ۱۹۶۰بود، ارائه شد. مدل‌های SVM که بر پایه‌ی تئوری آموزش احتمال قرار دارند، یک کلاس جدید از مدل‌هایی هستندکه به‌منظور طبقه‌بندی و پیش‌بینی در علوم مختلف استفاده می‌شوند (وپنیک[۲۳]، ۱۹۹۵). اخیراً این مدل‌ها در یک گستره وسیع از مسائل هیدرولوژیکی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. مشابه با هر مدل ریاضی و آماری، مدل‌های SVM نیز دارای معایبی هستند.

22-Multivariate linear regression
23-Vapnik

وجود تعداد زیاد متغیر ورودی اصلی‌ترین مشکل در توسعه این مدل‌هاست. تعداد زیاد متغیرهای ورودی ممکن است مانع یافتن مدل بهینه توسط SVM شود. راه‌های متعددی برای کاهش تعداد متغیرهای ورودی پیشنهاد شده است که از آن جمله می‌توان به روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی اشاره نمود(زنگ، ۲۰۰۷).

ویژگی مهم ماشین بردارپشتیبان این است که برخلاف الگوریتم‌های کلاسیک و رگرسیون‌های خطی که به وسیله حداقل کردن قدرمطلق خطا یا توان دوم خطا عمل می‌کنند، ریسک عملیاتی را حداقل می‌کنند. ماشین بردار پشتیبان برخلاف شبکه‌های عصبی با مشکل گیر افتادن در حداقل‌های محل تابع خطا مواجه نمی‌باشد (هونگ و همکاران[۲۴]، ۲۰۱۱ و یان و همکاران[۲۵]،۲۰۱۱). شکل (۱) ساختار ماشین بردار پشتیبان را نشان می‌دهد (یوون و همکاران[۲۶]، ۲۰۱۱). شکل (۲) ساختار ماشین بردار پشتیبان را نشان می‌دهد.

توابع کرنل

استفاده از توابع کرنل باعث می‌شود به جای آن‌که در حوزه ورودی‌ها کار کنیم به فضای دیگری منتقل شده و در آن فضای مجازی داده‌ها را دسته‌بندی کنیم. استفاده از تابع کرنل در حوزه ورودی معادل با ضرب داخلی در فضای مجازی است (ونگ[۲۷]، ۲۰۰۵).

اگر k تابعی باشد که در شرایط مرسر[۲۸] صادق باشد یعنی شرط زیر را برآورد کند:

$$K(x,\grave{x}) = \sum_{m}^{\infty} a_m \emptyset_m(x)\emptyset_m(\grave{x}). \quad a_m \geq 0 \qquad (۲)$$

$$\iint K(x,\grave{x})g(x)g(\grave{x})dxd\grave{x} > 0 \quad g \ni L_2 \qquad (۳)$$

آنگاه کرنل، یک ضر داخلی درست را در فضای مجازی نشان می‌دهد. توابعی که شرایط مرسر را ارضا می‌کنند در زیر آمده‌اند.

کرنل چند جمله‌ای[۲۹]

کرنل غیرخطی یک کرنل مورد توجه برای مدل‌های غیرخطی می‌باشد.

$$K(x,\grave{x}) = (\langle x,\grave{x}\rangle + 1)^{d} \qquad (۴)$$

اصلی‌ترین ویژگی ماشین‌های بردار پشتیبان استفاده از کرنل‌ها، عدم وجود نقطه کمینه محلی، پراکندگی جواب‌ها و کنترل ظرفیت بدست آمده از طریق بهبود حواشی است.

روش پژوهش با کمک رگرسیون بردار پشتیبان

جهت دست‌یافتن به بهترین عملکرد روش‌های به کار رفته در این تحقیق پنج ترکیب متفاوت (مدل مختلف) از ورودی‌ها در نظر گرفته شد. برای هر کدام از مدل‌ها، بهترین مدل از هر نوع با توجه به معیارهای ارزیابی ذکر شده و نتایج بدست-آمده انتخاب شد. جهت انجام عملیات یادگیری و استفاده از رگرسیون بردار پشتیبان در برآورد نقاط مهم رطوبتی از نرم

24-Hong *et al*
25-Yin *et al*
26-Yoon *et al*
27-Wang
28-Mercer
29-polynomial

افزار LibSVM استفاده شد. این نرم افزار دو حالت کلی برای حل مسأله رگرسیونی دارد (nu-SVR و epsilon-SVR)، که تفاوت آنها در چگونگی بیان مسأله به صورت یک مسأاله بهینه‌سازی و همچنین پارامتر مورد تنظیم است. در این پژوهش یک روش برای توابع کرنل خطی، یعنی تابع شعاعی (RBF) مورد بررسی قرار گرفت.

نتایج و بحث

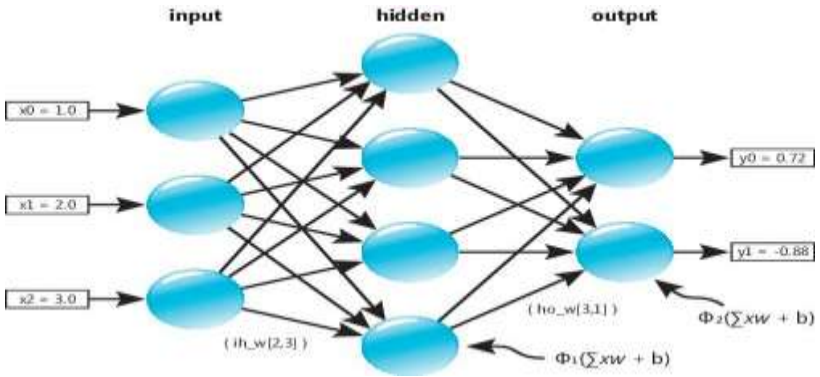
در تحقیق حاضر، داده‌های موجود به دودسته داده‌های آموزش و داده‌های آزمون تقسیم شدند. آموزش مدل به‌وسیله ۸۰ درصد داده‌ها، انجام شد و عملکرد روش‌ها با استفاده از ۲۰ درصد داده‌های باقی‌مانده ارزیابی گردید. برای مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده با مقادیر پیش‌بینی شده از شاخصه‌های کمی ریشه میانگین مربعات خطا نرمال شده یا NRMSE[30](رابطه ۵)، ضریب تعیین یا R^2 (رابطه ۶) و میانگین جذر مجموع مجذور انحرافات خطا یا MSD (رابطه ۷) استفاده گردید. مقادیر ضریب تعیین و ضریب کارایی نش هرچه به عدد یک نزدیکتر باشد، عملکرد و صحت مدل بالاتر خواهد بود. مقدار NRMSE بین صفر و یک است که می‌توان آن را به صورت درصد نیز بیان نمود و هر چه مقدار آن کمتر باشد صحت تخمین بهتری خواهد داشت. به‌طور کلی مقادیر کمتر از ۱۰ درصد صحت تخمین ایده‌آل در مدل-سازی دارند. مقادیر بین ۱۰ تا ۲۰ و ۲۰ تا ۳۰ درصد به ترتیب صحت تخمین خوب و متوسط و مقادیر بالای ۳۰ درصد فاقد اعتبار لازم در مدل‌سازی را داراست (،شیرانی ۱۳۹۱، جعفری‌گیلانده و همکاران ۱۳۹۵).

$$NRMSE = \left(\sqrt{(\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(E_i - M_i)^2}\right) \times (\frac{100}{\bar{M}} \quad (۵)$$

$$R^2 = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n}(Oi - \bar{O})(Pi - \bar{P})\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}(Oi - \bar{O})^2 . \sum_{i=1}^{n}(Pi - \bar{P})^2} \quad (۶)$$

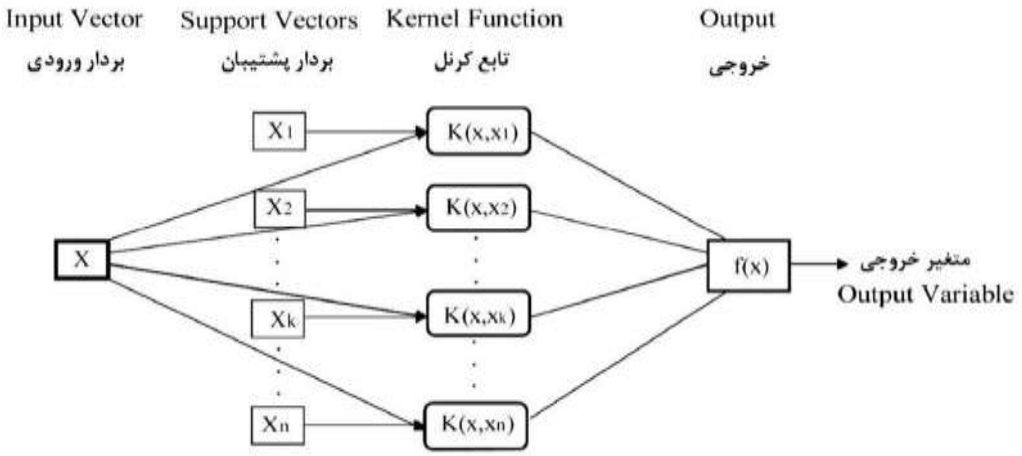
$$MSD = \sqrt{\frac{\sum_1^n (P_i - O)_i^{\ 2}}{n}} \quad (۷)$$

در روابط فوق Oi و Pi به ترتیب مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده در نمونه i ام، n تعداد نمونه‌ها و $\bar{O}$ و $\bar{P}$ میانگین مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده هستند.



شکل شماره (۱) : شماتیک یک مدل شبکه عصبی چند لایه (لایه ورودی، لایه میانی ولایه خروجی)ارزیابی روش‌های مورد استفاده

30- Normalized Root Mean Square Error (NRMSE)



شکل شماره (۲) : ساختار ماشین بردار پشتیبان

مشخصات آماری داده‌های مورد استفاده در جدول شماره (۱) ارائه شده است. به منظور دست‌یابی به مدل‌های با صحت بیشتر، برای نرمالسازی داده‌ها از روش صفرویک استفاده شد.

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (۸)$$

که در این فرمول X_{norm} مقادیر نرمال شده، X مقدار مشاهده شد، X_{max} و X_{min} به ترتیب مقدار بیشینه و کمینه مشاهده شده است.

در ادامه براساس تحلیل همبستگی از بین متغیرهای درصد شن (Sand)، درصد رس (Clay)، درصد سیلت (Silt)، چگالی ظاهری خاک (bd) و درصد کربن آلی خاک (OC)، پنج ترکیب متفاوت برای متغیرهای ورودی جهت تخمین نقاط مهم رطوبتی انتخاب شد که در جدول (۲) ارائه شده است.

جدول(۱)-داده‌های مورد استفاده برای ظرفیت زراعی و نقطه پژمردگی دائم

(تعداد = ۱۰۰)							
پارامتر	Sand	Clay	Silt	bd	OC	FC	PWP
حداکثر	۸۹	۳۴	۵۸	۱/۷۹	۲/۰۶	۳۳/۰۲	۲۱/۱۷
حداقل	۱۸	۴	۷	۱/۳۹	۰/۱۳	۶/۵۴	۵/۸۹
میانگین	۴۳	۱۸	۳۷	۱/۵۴	۰/۷۲	۲۳/۰۷	۱۰/۱۱
انحراف معیار	۱۶/۹۳	۵/۸۳	۱۴/۳۴	۰/۰۸	۰/۴۴	۵/۵۴	۲/۶۴
کشیدگی	-۰/۲۰	۰/۳۰	-۰/۸۵	-۰/۸۴	۰/۹۹	۰/۳۶	۴/۴۹
چولگی	۰/۵۹	۰/۱۸	-۰/۴۹	۰/۱۷	۱/۰۴	-۰/۴۷	۱/۷۸
مد	۳۶	۱۶	۵۴	۱/۵۱	۰/۳۶	۲۰/۱۲	۸/۷۷

جدول ۲: سناریوهای تعریف شده

سناریو شماره ۱	Sand- Silt- Clay- bd- OC
سناریو شماره ۲	Sand- Silt- Clay- bd
سناریو شماره ۳	Sand- Silt- Clay
سناریو شماره ۴	Sand- Silt
سناریو شماره ۵	Silt

نتایج مدلسازی رگرسیون چندمتغیره

مدل رگرسیون خطی چندمتغیره با استفاده از نرم افزار SPSS به هرکدام از مدل‌های ذکر شده در دو نقطه‌ی رطوبتی مورد نظر برازش داده شد. رابطه‌ی رگرسیونی به دست آمده برای هر مدل با استفاده از داده‌های آزمون مورد ارزیابی قرار گرفت و معیارهای ارزیابی برای آن محاسبه گردید. نتایج به دست آمده از ارزیابی روش رگرسیون خطی چند متغیره در جدول شماره (۳) ارائه شده است.

با توجه به نتایج جدول (۳) مشاهده می‌شود مدل رگرسیون در سناریو اول بهترین عملکرد را از نظر بالا بودن ضریب تعیین و پایین بودن میزان خطا و $NRMSE$ به ترتیب با مقادیر ۰/۵۰ ، ۴/۵۳ و ۱۸/۶۷ برای ظرفیت زراعی و ۰/۴۵ ، ۲/۷۳ و ۲۵/۶۳ برای نقطه پژمردگی دائم داراست. به‌طور کلی از نظر معیار $NRMSE$ تمام مدل‌ها برای ظرفیت زراعی خوب یا متوسط و برای نقطه پژمردگی دائم در سطح متوسط و ضعیف قرار گرفته‌اند

جدول ۳- نتایج آزمون مدل‌سازی به‌وسیله رگرسیون خطی چندمتغیره

سناریو	FC			PWP		
	R^2	NRMSE	MSD	R^2	NRMSE	MSD
۱	۰/۵۰	۱۸/۶۷	۴/۵۳	۰/۴۵	۲۵/۶۳	۲/۷۳
۲	۰/۴۹	۱۹/۷۲	۴/۷۸	۰/۲۷	۲۸/۲۵	۳/۰۱
۳	۰/۴۳	۲۰/۵۷	۴/۹۹	۰/۱۸	۲۹/۵۵	۳/۱۵
۴	۰/۲۸	۲۲/۶۷	۵/۵۰	۰/۱۶	۳۲/۰۰	۳/۴۱
۵	۰/۱۱	۲۴/۸۹	۶/۰۳	۰/۲۰	۲۹/۵۲	۳/۱۴

نتایج شبکه عصبی

به منظور دسترسی به بهترین معماری مدل شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی توابع انتقالی، توابع محرک و الگوریتم‌های آموزش مختلف در تعداد نورون‌های متفاوت (بین ۲ تا ۱۰) مورد بررسی قرار گرفتند. بهترین معماری مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه طی فرآیند سعی و خطا برای هر کدام از ترکیب‌های ورودی در هر دو نقطه‌ی رطوبتی به دست آمد. نتایج به دست آمده برای مدل شبکه عصبی در جداول (۴و۵) ارائه شده است.

جدول ٤- نتایج شبکه عصبی برای ظرفیت زراعی در مدل‌های مختلف

		آموزش		صحت سنجی		آزمون		
سناریو	تعداد نورون	R^2	*NRMSE*	R^2	*NRMSE*	R^2	*NRMSE*	*MSD*
۱	۸	۰/۸۳	۴/۱۱	۰/۸۲	۷/۱۷	۰/۷۲	۱۴/۳۶	۳/۴۸
۲	۳	۰/۷۹	۵/۸۰	۰/۸۰	۷/۷۴	۰/۷۱	۱۵/۶۴	۳/۷۹
۳	۵	۰/۷۱	۷/۰۰	۰/۶۸	۹/۰۵	۰/۶۷	۱۶/۳۲	۳/۹۶
۴	۲	۰/۶۶	۷/۸۶	۰/۶۶	۹/۱۶	۰/۶۳	۱۷/۶۱	۴/۲۷
۵	۹	۰/۶۰	۸/۶۳	۰/۶۳	۹/۴۳	۰/۶۰	۱۸/۶۲	۴/۵۱

جدول ٥- نتایج شبکه عصبی برای نقطه پژمردگی دائم در مدل‌های مختلف

		آموزش		صحت سنجی		آزمون		
سناریو	تعداد نورون	R^2	*NRMSE*	R^2	*NRMSE*	R^2	*NRMSE*	*MSD*
۱	۸	۰/۷۸	۱۱/۸۴	/۸۶۰	۹/۱۲	۰/۷۵	۱۷/۹۱	۱/۹۰
۲	۵	۰/۷۵	۱۲/۵۴	/۸۱۰	۱۳/۳۶	۰/۷۴	۱۸/۶۹	۱/۹۹
۳	۶	۰/۷۱	۱۴/۷۵	/۷۲۰	۱۶/۵۲	۰/۵۷	۲۲/۲۶	۲/۳۷
۴	۸	۰/۶۹	۱۵/۰۸	/۷۰۰	۱۸/۲۲	۰/۴۷	۲۶/۹۹	۲/۸۶
۵	۲	۰/۵۹	۱۷/۷۰	/۴۶۰	۲۳/۲۱	۰/۲۶	۲۸/۰۵	۳/۰۰

با توجه به جداول شماره (۴و۵) مشاهده می‌شود که همانند روش رگرسیونی هرچه از ورودی‌های بیشتری استفاده شود نتایج بهتری حاصل می‌شود. در بهترین حالت مقادیر ضریب تعیین، میانگین جذر مجموع مجذور انحرافات خطا و ریشه میانگین مربعات خطا نرمال شده به ترتیب برابر با ۰/۷۲ ، ۳/۴۸ و ۱۴/۳۶ برای ظرفیت زراعی و ۰/۷۵ ، ۱/۹۰ و ۱۷/۹۱ برای نقطه پژمردگی، بیانگر ارتقاء مدل‌ها و توانایی بالای روش شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی نقاط مهم رطوبتی است. علاوه برآن، مدل‌ها برای ظرفیت زراعی از سطح متوسط به سطح خوب و برای نقطه پژمردگی دائم از سطح ضعیف یا متوسط به سطح خوب یا متوسط ارتقاء پیدا کرده‌اند.

نتایج مدلسازی رگرسیون بردار پشتیبان(SVR)

نتایج به دست آمده برای مدل‌سازی ظرفیت زراعی با روش رگرسیون بردار پشتیبان در جداول (۶) ارائه شده است.

با توجه به جدول شماره (۶) مشاهده می‌شود که در بهترین حالت مقادیر ضریب تعیین، میانگین جذر مجموع مجذور انحرافات خطا و ریشه میانگین مربعات خطا نرمال شده به ترتیب برابر با ۰/۸۵ ، ۳/۱۲ و ۱۲/۸۹ برای ظرفیت زراعی و ۰/۸۳ ، ۱/۵۸و ۱۴/۸۴ برای نقطه پژمرگی، بیانگر دقت بالای مدل‌های حاصل از روش رگرسیون بردار پشتیبان در پیش‌بینی نقاط مهم رطوبتی است، گرچه تفاوت آن قابل توجه نیست. تمامی مدل‌های حاصله از رگرسیون بردار پشتیبان برای ظرفیت زراعی و سناریوهای یک تا چهار برای نقطه پژمردگی دائم در سطح خوب قرار دارند و ارزیابی مدل‌ها قابل قبول است.

جدول ٦- نتایج SVR در سناریوهای مختلف

	ظرفیت زراعی					نقطه پژمردگی دائم				
	آموزش		آزمون			آموزش		آزمون		
سناریو	R^2	MSD	R^2	NRMSE	MSD	R^2	MSD	R^2	NRMSE	MSD
۱	۰/۸۹	۲/۱۲	۰/۸۵	۱۲/۸۹	۳/۱۲	۰/۹۲	۰/۹۷	۰/۸۳	۱۴/۸۴	۱/۵۸
۲	۰/۸۹	۲/۱۸	۰/۸۳	۱۳/۴۹	۳/۲۷	۰/۹۰	۱/۱۲	۰/۷۸	۱۶/۰۱	۱/۷۰
۳	۰/۸۵	۲/۵۱	۰/۸۳	۱۳/۷۲	۳/۳۳	۰/۸۶	۱/۴۲	۰/۷۴	۱۶/۷۴	۱/۷۸
۴	۰/۸۴	۲/۹۸	۰/۷۹	۱۵/۳۰	۳/۷۱	۰/۸۶	۱/۶۳	۰/۷۴	۱۶/۹۵	۱/۸۰
۵	۰/۸۱	۳/۰۸	۰/۷۲	۱۶/۲۱	۳/۹۴	۰/۸۰	۱/۹۷	۰/۷۲	۲۰/۶۳	۲/۲۰

نتیجه‌گیری و پیشنهادات

روش‌های داده مبناء می‌توانند با عملکرد نسبتا مناسبی نقاط مهم رطوبتی شامل ظرفیت زراعی و نقطه پژمردگی دائم را براورد کنند. در این تحقیق عملکرد مدل شبکه عصبی در مقایسه با روش سنتی رگرسیون آماری با توجه به معیارهای ارزیابی ذکر شده، به مراتب بهتر بوده است. این نتیجه با نتایج پژوهش‌های معلمی و دواتگر (۱۳۹۰)، اسچاپ و همکاران (۱۹۹۸)، اسچاب و لجی (۱۹۹۸)، زنگ و همکاران (۲۰۰۷)، باکر و همکاران [1](۲۰۰۸) که از برتری شبکه عصبی در مقایسه با رگرسیون خطی گزارش داده بودند، مطابقت دارد. اما در مقایسه عملکرد مدل‌های حاصله از روش شبکه عصبی با روش رگرسیون بردار پشتیبان، مشهود است که روش رگرسیون بردار پشتیبان عملکرد بهتری داشته است. مقادیر بالاتر ضریب تعیین در سناریوهای حاصله از این روش نشان از صحت و کارایی بالاتر این مدل در برآورد نقاط مهم رطوبتی داشته است. همچنین می‌توان بیان نمود که روش رگرسیون بردار پشتیبان در مقایسه با روش‌هایی همچون شبکه عصبی و روش رگرسیون آماری، نتایج را بهبود می‌دهد. این نتیجه با گزارش‌های حاصله از محققانی همچون نوری و همکاران (۲۰۱۱)، کیسی و سیمن (۲۰۱۱)، کاکایی لفدانی و همکاران (۲۰۱۳) و کائوهو و همکاران (۲۰۱۴) برابری می‌کند.

با توجه به اینکه کارایی مدل رگرسیون بردار پشتیبان در کاربردهای مختلفی توسط پژوهشگران متعدد به اثبات رسیده است، استفاده از این روش برای ایجاد توابع انتقالی خاک در مناطق مختلف توصیه می‌شود، همچنین استفاده از پارامترهای بیشتر باعث آموزش بهتر مدل‌ها خواهد شد، در ادامه پیشنهاد می‌گردد برای آموزش بهتر مدل‌ها از پایگاه داده وسیع‌تری با دقت بالا در اندازه‌گیری مقادیر و همچنین دارای همبستگی اولیه بالا استفاده شود. در تحقیق حاضر، داده‌های مورد استفاده از مرکز تحقیقات کشاورزی استان سمنان و با تعداد محدودی دریافت شده در صورتی که در کشورهای توسعه یافته چنین مطالعاتی با توجه به داشتن داده‌های فراوان و موجود در پایگاه داده‌هایی مانند UNSPDA (پایگاه داده‌های خاک‌های ایالات متحده آمریکا) و HYPRES (پایگاه داده‌های خاک‌های اروپا) صورت می‌گیرد و داده‌های مربوط به خصوصیات خاک برای مناطق خشک و نیمه‌خشک مانند ایران لازم و ضروری می‌باشد.

سپاسگزاری

این مقاله با همکاری مدیریت برنامه‌ریزی **موسسه پایدارسازان**، مهندس **مهدی مقدم** و مهندس **مهدی حاجی‌هاشمی** و ریاست محترم **کارگاه راه آهن چابهار زاهدان** مهندس **علی باقری روشتی** تهیه شده که از ایشان کمال تشکر و قدردانی را داریم.

31-Baker *et al*