

کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی و تکنیک تحلیل مولفه‌های اصلی (PCA) در تخمین زمان پیشروی در آبیاری جویچه‌ای

محمدجواد نحوی نیا^{۱*}، جواد مظفری^۲، بهنام معاونی^۳، عبدالمجید لیاقت^۴، مسعود پارسی نژاد^۵

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۳/۲ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۷/۹

چکیده

در این مطالعه، از شبکه‌های عصبی مصنوعی به منظور تخمین زمان پیشروی آب با استفاده از داده‌های اندازه‌گیری شده دبی ورودی، ضریب زبری مانینگ، شیب، طول فارو، شماره منحنی نفوذ، وزن مخصوص ظاهری و رطوبت اولیه استفاده شد. برای این منظور آزمایش‌های صحرائی انجام شده به روش آبیاری جویچه‌ای در پنج مزرعه آزمایشی گل‌مکان مشهد، توتون ارومیه، مرکز تحقیقات کشاورزی صفی‌آباد دزفول، دانشگاه بیرجند و موسسه اصلاح بذر کرج طی دوره‌ی زمانی تابستان ۱۳۷۶ تا تابستان ۱۳۸۵ که دارای طیف گسترده‌ای از نظر بافت خاک (سبک، متوسط و سنگین) می‌باشند، استفاده شد. از مجموع ۲۴۰ داده‌ی موجود، ۶۰ درصد اولیه (۱۴۴ داده) جهت آموزش شبکه، ۲۰ درصد جهت صحت‌سنجی (۴۸ داده) و ۲۰ درصد باقی‌مانده (۴۸ داده) برای آزمون شبکه‌ها انتخاب شدند. متغیرهای ورودی با استفاده از آنالیز حساسیت شبکه به متغیرهای ورودی و همچنین روش تحلیل مولفه‌های اصلی (PCA) تعیین شدند. نتایج نشان داد که شبکه‌های عصبی توانایی خوبی در پی‌بینی زمان پیشروی داشته و با دقت بالایی زمان پیشروی را تخمین می‌زنند. بهترین نتایج ($R^2 = 0.995$) مربوط به مدلی است که برای پیش‌بینی زمان پیشروی در جویچه، از مولفه‌های اصلی (PCA) در متغیرهای ورودی استفاده می‌کند. نتایج نشان داد مدلی که از پارامتر رطوبت اولیه برای تعیین زمان پیشروی استفاده می‌کند ($R^2 = 0.848$)، در مقایسه با مدل‌هایی که از پارامترهای ضریب زبری مانینگ ($R^2 = 0.492$) و شماره منحنی نفوذ ($R^2 = 0.417$) استفاده می‌کنند، از عملکرد بالاتری برخوردار است.

واژه‌های کلیدی: آبیاری جویچه‌ای، تحلیل مولفه‌های اصلی، زمان پیشروی، شبکه‌های عصبی مصنوعی

مقدمه

شدت جریان ورودی، رطوبت اولیه خاک، مقاومت بستر خاک به جریان آب و شیب طولی مزرعه بستگی دارد. ساده‌ترین و معمول‌ترین رابطه‌ای که برای پیشروی آب در شیار استفاده می‌شود رابطه‌ی توانی ۱ است (Elliot and Walker, 1982; Scaloppi et al, 1995; Walker and Skogerboe., 1987):

$$(Ta) x = p' x'^n \quad (1)$$

در این معادله: x = فاصله پیشروی از ابتدای جویچه، x = (Ta) زمان لازم برای پیشروی آب از ابتدای جویچه به نقطه‌ای که به فاصله x از آن قرار دارد. p' و n = ضرایب ثابت برآزش منحنی می‌باشند.

الیوت و واکر پس از مقایسات معادله‌ی ۱ با فرم‌های دقیق‌تر و روش‌های برآزش منحنی نتیجه گرفتند که بهترین نتیجه زمانی حاصل می‌شود که معادله با دو نقطه برآزش داده شود (Elliot and Walker., 1982). زمان پیشروی آب تا نصف طول مزرعه ($L/2$) و پیشروی تا انتها (L) را می‌توان هم‌زمان حل کرد تا پارامترهای تجربی p' و n به دست آیند. از حل این دو معادله خواهیم داشت (رابطه ۲ و

در بررسی و طراحی آبیاری جویچه‌ای و نواری پیش‌بینی پیشروی جریان آب در جویچه و نوار از اهمیت خاصی برخوردار است و کمک موثری به طراحی این سیستم می‌نماید. منحنی پیشروی و زمان رسیدن آب به انتهای جویچه یکی از معیارهای مدیریت سیستم‌های آبیاری و به‌خصوص تعیین زمان قطع جریان است. در آبیاری سطحی، مساله‌ی پیشروی آب به این دلیل که در برگیرنده اطلاعات ارزشمندی راجع به چگونگی نفوذ آب به داخل خاک می‌باشد، همواره مورد توجه بوده است. سرعت پیشروی به عوامل مختلفی از جمله

۱- استادیار گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه اراک
۲- استادیار گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه اراک
۳- دانش آموخته مقطع کارشناسی ارشد، رشته مهندسی آبیاری و زهکشی، دانشگاه شهرکرد
۴- استاد گروه آبیاری و آبادانی دانشگاه تهران
۵- دانشیار گروه آبیاری و آبادانی دانشگاه تهران
*نویسنده مسئول: (Email: javad.nahvinia@gmail.com)

(۳)

دقت نتایج به صورت قابل توجهی افزایش می‌یابد.

$$r = \frac{\ln(t_{0.5L}/t_L)}{\ln(0.5)} \quad (2)$$

کمالی و ابراهیمیان (۱۳۹۶) به مقایسه و ارزیابی روش‌های مختلف برآورد معکوس ضرایب معادله‌ی نفوذ در شرایط کشت داخل جویچه با چهار روش تخمین معکوس ضرایب معادله‌ی نفوذ شامل دو نقطه‌ای، بهینه‌سازی چندسطحی، SIPAR-ID و IPARM با استفاده از داده‌های مزرعه‌ای در مورد گیاه ذرت پرداختند و نتیجه گرفتند مدل IPARM با متوسط خطای نسبی ۱/۲۴ و ۱/۵۲ درصد و روش بهینه سازی چندسطحی با متوسط خطای نسبی ۱/۴۴ و ۱/۵۸ درصد در تخمین حجم آب نفوذ یافته در خاک، بهترین عملکرد را داشتند.

$$p = \frac{t_L}{Lr} \quad (3)$$

وزارت کشاورزی ایالات متحده (SCS)، معادله‌ی پیشروی آب در شیار در سال ۱۹۷۹ به صورت رابطه ۴ و ۵ ارائه نموده است.

$$T_L = \frac{x}{f} e^B \quad (4)$$

$$B = \frac{gx}{QS^{0.5}} \quad (5)$$

که:

Q = دبی جریان ورودی به شیار (لیتر در ثانیه)، S = شیب شیار (متر در متر)، f و g = بستگی به گروه نفوذ خاک دارد. ویلاردسون و بیشاپ معادله‌ی پیشروی جریان را به صورت رابطه ۶ بدست آوردند (Willardson and Bishop., 1967).

$$t_x = a(e^{cx} - 1) \quad (6)$$

ضرایب a و c را می‌توان با بدست آوردن شیب منحنی در دو نقطه از آن و جایگزینی مقادیر بدست آمده در معادله‌ی دیفرانسیلی Y برای دو نقطه و حل آن به طریقه‌ی دو معادله و دو مجهول حساب نمود.

$$\frac{dt}{dx} = ax + ct_x \quad (7)$$

الوزر با استفاده از رابطه‌ی توانی پیشروی و معادله‌ی نفوذ کوستیاکف و ترکیب معادله‌ی بیلان حجم برای دو نقطه‌ی میانی و انتهای شیار، رابطه‌ی ۸ را جهت پیش‌بینی منحنی پیشروی برای دبی‌های تست نشده ارائه داد (Alvarez., 2003). ایشان فرض کردند که با تغییرات دبی، r ثابت و تنها p تغییر می‌کند.

$$\frac{P_{ne}}{P_e} = \frac{A_{ane}Q_e}{A_{ae}Q_{ne}} \quad (8)$$

که در آن P_e ضریب توانی رابطه‌ی پیشروی برای یک دبی مشخص Q_e با سطح مقطع جریان معلوم A_{ae} ، P_{ne} ضریب توانی رابطه‌ی پیشروی برای یک دبی تست نشده Q_{ne} با سطح مقطع جریان نامعلوم A_{ane} می‌باشد.

کارزونیان و همکاران (۱۳۹۶) تغییرات پارامترهای معادله‌ی نفوذ کوستیاکوف - لوییس در آبیاری جویچه‌ای طی سه فصل زراعی در مورد گیاه ذرت در مشکین دشت کرج را بررسی کردند. نتایج نشان داد که ضرایب نفوذ k و a معادله‌ی کوستیاکف - لوییس از لحاظ مکانی و زمانی در فصول مختلف، تغییراتی نامنظم و غیرقابل پیش‌بینی دارند. معروف پور و همکاران (۱۳۹۶) به بررسی دقت روش‌های غیرنقطه‌ای اندازه‌گیری نفوذ در طراحی سامانه‌ی آبیاری جویچه‌ای با دو نرم‌افزار WinSRFR و SIRMOD در دو مزرعه‌ی شرکت کشت و صنعت هفت تپه پرداختند. نتایج این تحقیق نشان داد در صورتی که در طراحی، شبیه‌سازی و ارزیابی آبیاری جویچه‌ای انتها بسته، از معادلات نفوذ اصلاح شده به جای معادلات نفوذ نمونه استفاده شود،

دانی اور و هنوکیو منحنی پیشروی آبیاری سطحی را با استفاده از پارامترهای نفوذ و شدت دبی ورودی با استفاده از گام زمانی ثابت پیش‌بینی نموده و این روش را برای ارزیابی سامانه‌های آبیاری سطحی در خاک‌های مختلف با شدت دبی و شرایط نفوذ زمانی و مکانی متفاوت مناسب تشخیص دادند (Dani and Henoque., 1996).

گیلیس و اسمیت به تخمین پارامترهای معادله‌ی نفوذ کوستیاکوف اصلاح شده با استفاده از داده‌های پیشروی و رواناب در آبیاری سطحی با استفاده از مدل IPARM پرداختند. نتایج نشان داد که داده‌های رواناب قابلیت شبیه‌سازی مناسب منحنی پیشروی را نداشتند، ولی پارامترهای نفوذ خصوصیات هیدرولیکی خاک را برای گام‌های زمانی بیش‌تر از زمان تکمیل فاز پیشروی به طور مناسب شبیه‌سازی نمودند (Gillies and Smith., 2005).

پیشروی و نفوذ فرآیندهای پیچیده‌ای هستند که تحت تاثیر عوامل مختلفی از جمله خصوصیات نفوذپذیری خاک، رطوبت اولیه‌ی خاک، مقدار جریان ورودی به مزرعه، سابقه‌ی قبلی خیس شدگی، عملیات زراعی و عوامل ناشناخته‌ی دیگری قرار دارند. در طراحی آبیاری شیاری معمولاً مشخصات نفوذ، سطح مقطع جریان، میزان جریان ورودی، رطوبت اولیه‌ی خاک و ضریب زبری را در طول فصل کشت و در تمام سطح مزرعه ثابت در نظر می‌گیرند، اما این عوامل شرایط بروز تغییرات در مرحله‌ی پیشروی و به تبع آن اختلاف آب نفوذ کرده در طول شیاریهای مختلف در یک مزرعه را فراهم می‌آورند. هر چند میزان جریان ورودی و رطوبت اولیه‌ی خاک از عوامل اثرگذار بر زمان پیشروی به شمار می‌روند، اما تاکنون تاثیر ترکیبی این پارامترها در معادلات تجربی مورد بررسی قرار نگرفته است. چنانچه این معادلات بر اساس عوامل مذکور اصلاح شوند، مدیریت قوی‌تری را می‌توان در طول فصل کشت و متناسب با وضعیت موجود اعمال نمود.

معادلات رگرسیونی پارامترهای هیدرولیکی دیریاقت را با استفاده از اطلاعات موجود خاک تخمین می‌زنند، توابع انتقالی خاک نامیده می‌شوند که در ارزیابی آن‌ها از روش‌های رگرسیون‌گیری چندگانه (خطی، غیرخطی) و شبکه‌های عصبی استفاده می‌شود (نوابیان، ۱۳۸۲)

مواد و روش‌ها

آزمایشات صحرائی

به منظور جمع‌آوری آمار و ارقام موردنیاز، از آزمایش‌های صحرائی انجام شده در قالب طرح‌های پژوهشی در ایستگاه‌های تحقیقاتی کشاورزی گل‌مکان مشهد، توتون ارومیه، مرکز تحقیقات کشاورزی صفی‌آباد دزفول (عباسی و همکاران، ۱۳۷۸) و مزرعه‌ی آزمایشی دانشگاه بیرجند و موسسه اصلاح بذر کرج (گنجه، ۱۳۸۵) طی دوره‌ی زمانی تابستان ۱۳۷۶ تا تابستان ۱۳۸۵ استفاده گردید. کلیه آزمایش‌های صحرائی به روش آبیاری جویچه‌ای انجام شده بود. بافت خاک و اطلاعات مزارع تحت مطالعه در جدول ۱ ارائه گردیده است. با عنایت به این جداول ملاحظه می‌شود، خاک مزارع تحت مطالعه دارای طیف گسترده‌ای از نظر بافت خاک (سیک، متوسط و سنگین) می‌باشد. در هر یک از مناطق مورد مطالعه ابتدا یک قطعه زمین زراعی انتخاب و سپس عملیات تهیه زمین (شخم، دیسک و ..) بر روی آن انجام گرفت. طول و فاصله جویچه‌ها بر اساس بافت خاک، توصیه‌های اداره حفاظت خاک آمریکا (SCS) و توپوگرافی محل انتخاب شده است. آزمایش‌ها در دبی‌هایی کم‌تر از حداکثر دبی فرسایشی انجام پذیرفت.

و (Amini et al., 2005). در سال‌های اخیر از شبکه‌های عصبی مصنوعی به منظور شبیه‌سازی، تشخیص الگو، کلاس‌بندی و بهینه‌سازی در علوم مختلف مهندسی به طور گسترده استفاده شده است (منهاج، ۱۳۷۷). قابلیت‌های مدل شبکه‌های عصبی، این مدل را به ابزاری مناسب برای مدل‌سازی خصوصیات هیدرولیکی خاک تبدیل کرده است (Minasny and McBratney., 2002). از این ابزار در مطالعات مختلف مانند شبیه‌سازی سرعت نفوذ، میزان ظرفیت تبادل کاتیونی خاک و ضریب آب‌گذری اشباع خاک استفاده شده است (Jain and Kumar., 2006؛ Amini et al., 2005 و نواییان، ۱۳۸۲). بریدلی و همکاران، مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی را برای تخمین میزان رسوب به صورت تابعی از خصوصیات هیدرولیکی خاک در آبیاری جویچه‌ای به کار گرفتند. نتایج نشان داد، مدل از قابلیت مناسبی برای تخمین رسوب برخوردار است (Bradley et al., 2016). هدف از این مطالعه، ارائه‌ی مدل شبکه‌ی عصبی به منظور تخمین زمان پیشروی در آبیاری جویچه‌ای با استفاده از خصوصیات فیزیکی خاک از جمله رطوبت اولیه، چگالی ظاهری و خصوصیات جویچه مانند دبی ورودی به جویچه، طول و شیب جویچه است که تاکنون ارائه نشده است.

جدول ۱- مشخصات فیزیکی خاک مزارع آزمایشی

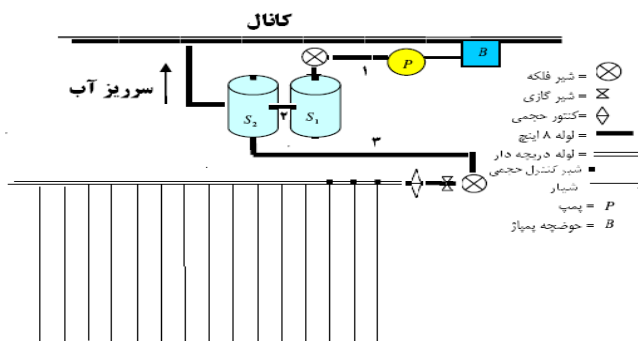
مزرعه‌ی آزمایشی	بافت خاک	فاصله جویچه (متر)	طول جویچه (متر)	شیب جویچه (%)
مشهد	لوم‌سیلتی	۰/۷	۵۰-۲۵۰	۰/۰۰۱-۰/۰۱۱۷
ارومیه	لومرسی	۰/۷۵	۵۰-۲۵۰	۰/۰۰۱-۰/۰۱۶۳
دزفول	لومرسی سیلتی	۰/۷	۵۰-۲۵۰	۰/۰۰۱-۰/۰۱
کرج	لوم	۰/۷	۱۶۰-۱۷۵	۰/۰۰۵۶-۰/۰۱
بیرجند	لوم‌شنی	۰/۷۵	۵۰-۱۳۰	۰/۰۰۶۴-۰/۰۱

نقطه‌ی تقسیم یادداشت گردید. انتقال آب به جویچه‌ها تا زمانی ادامه یافت که دبی خروجی از پارشال فلوم نصب شده در انتهای جویچه ثابت شد. بلافاصله بعد از قطع جریان آب به جویچه، زمان ناپدید شدن آب از سطح جویچه در نقطه‌های مختلف در طول جویچه یادداشت گردید. به منظور تعیین معادلات شکل هندسی جویچه بعد از تمام آبیاری با استفاده از دستگاه مقطع‌سنج جویچه نشان داده شده در شکل ۲، شکل هندسی جویچه اندازه‌گیری گردید. برای هر آبیاری با استفاده از روش بیلان حجم، عوامل معادله نفوذ کوستیاکف- لوییس برای هر جویچه تعیین گردید. از آن‌جا که انجام آزمایش و اندازه‌گیری‌ها در یک رطوبت از پیش معین شده بدلیل مشکل بودن پایش رطوبت خاک تا لحظه‌ی رسیدن به رطوبت موردنظر میسر نبود، آزمایش‌ها در رطوبت‌های مختلف موجود در خاک بعد از گذشت زمانی معین از آبیاری صورت گرفت. در طول هر جویچه، ۶ نمونه از ابتدا،

به منظور کنترل جریان ورودی به جویچه، دستگاه نشان داده شده در شکل ۱ در ابتدای هر مزرعه‌ی آزمایشی نصب گردید. اجزا اصلی دستگاه عبارتند از: پمپ، مخزن آب و شیرهای کنترل جریان آب به هر جویچه. پمپ، آب را از کانال آبرسانی واقع در ابتدای مزرعه به مخزن آب انتقال داد. در قسمت‌های فوقانی مخزن آب سرریزی قرار داشت که آب مازاد از طریق آن خارج می‌شد و در نتیجه فشار آب و جریان ورودی به هر جویچه در تمام مدت آزمایش ثابت ماند. به منظور تعیین دبی جریان ورودی به هر جویچه و جریان خروجی از هر جویچه، پارشال فلوم نوع ۲ در ابتدا و انتهای هر جویچه نصب گردید. قبل از شروع هر آزمایش با تنظیم شیرهای کنترل و اندازه‌گیری حجمی، دبی ورودی به هر جویچه تنظیم شد. طول جویچه‌ها به فواصل ۱۰ متری تقسیم‌بندی و شماره‌گذاری شدند و آزمایش با انتقال آب به جویچه‌ها آغاز شد و زمان رسیدن آب به

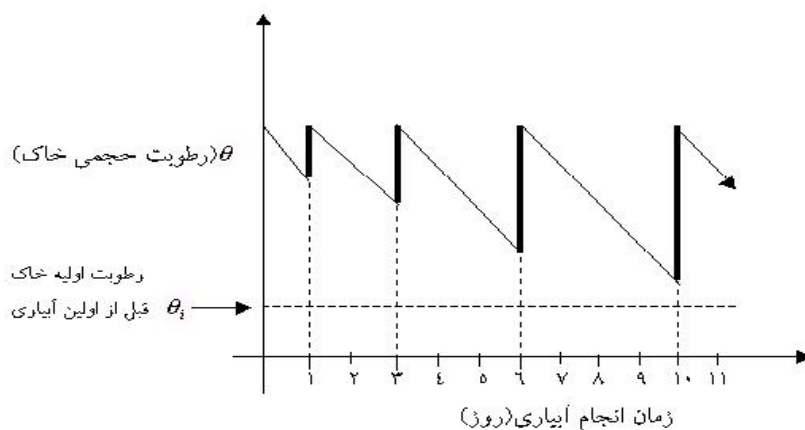
مزرعه و زمان آبیاری را نشان می‌دهد. در هر آزمایش، بی‌درنگ پس از نمونه برداری رطوبت اولیه، آبیاری با دبی ثابت انجام گرفت. در این تحقیق برای تعیین ضریب زبری مانینگ از توصیه‌های اداره حفاظت خاک آمریکا (SCS)، استفاده شد.

وسط و انتها و در عمق‌های ۰-۱۰ و ۱۰-۲۰ سانتی‌متر تهیه و رطوبت هر نمونه بطور جداگانه اندازه‌گیری شد. میانگین شش رطوبت یاد شده محاسبه و در تجزیه و تحلیل داده‌ها به عنوان رطوبت اولیه‌ی خاک مورد استفاده قرار گرفت. شکل ۳ به عنوان نمونه، تناوب آبیاری‌ها در



شکل ۱- نمای دستگاه انتقال آب به جویچه‌های آزمایشی

شکل ۲- نمونه‌ی مقطع سنج برای اندازه‌گیری سطح مقطع جریان ورودی



شکل ۳- انجام آبیاری با دوره‌های متفاوت به منظور دستیابی به رطوبت‌های مختلف

متغیرهای ورودی با استفاده از آنالیز حساسیت شبکه به متغیرهای ورودی و همچنین روش تحلیل مولفه‌های اصلی^۴ (PCA) تعیین شدند.

پس از استاندارد نمودن داده‌ها، از الگوریتم پس انتشار خطای مومنتوم و تابع فعالیت سیگموئیدی در لایه‌ی مخفی برای آموزش شبکه استفاده شد. تابع فعالیت به کار رفته در لایه‌ی خروجی برای تمام تکرارهای مختلف، خطی می‌باشد. توصیه شده است که اگر از توابع فعالیت سیگموئیدی در لایه‌های مخفی و تابع فعالیت خطی در لایه‌ی خروجی استفاده شود، عملکرد شبکه افزایش می‌یابد (کاسترا و بوید، ۱۹۹۵). مشخصاتی از ANN مانند تعداد نورون‌های لایه‌ی میانی، تعیین تعداد رفت و برگشت‌ها، میزان یادگیری، مومنتوم و

شبکه‌های عصبی مصنوعی

در پژوهش حاضر شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه^۱ (MLP)، پیش‌خور عمومی^۲ (GFF) و شعاعی^۳ (RBF) برای مدل‌سازی زمان پیشروی با استفاده از نرم‌افزار NeuroSolution-8 مورد استفاده قرار گرفتند. به منظور یکسان کردن ارزش داده‌ها برای شبکه، داده‌های مورد استفاده از رابطه‌ی ۹ استاندارد شدند.

$$P_{new} = P_{old} / \max \quad (9)$$

که در آن P_{new} : داده‌ی استاندارد شده، P_{old} : داده‌ی اولیه و \max : بیش‌ترین مقدار داده‌ی مورد نظر است.

- 1- Multi layer Perceptron
- 2- Generalized Feed Forward
- 3- Radial Basis Function

4- Principal Component Analysis

چند هم‌خطی پیش نمی‌آید. در برخی مواقع ابعاد بردار ورودی بسیار بزرگ است، اما اجزا این بردارها تا حد زیادی مرتبط هستند. در این موارد کاهش ابعاد بردار ورودی می‌تواند مفید واقع شود. این تکنیک سه تاثیر دارد. ۱- این تابع اجزای بردار ورودی را متعامد می‌کند (بنابراین آن‌ها با هم‌دیگر مرتبط نخواهند بود) ۲- اجزای متعامد نتیجه را مرتب می‌کند. بنابراین بیش‌ترین تغییر اول می‌آید. ۳- اجزایی را که در کم‌ترین تغییر در مجموعه داده‌ها نقش دارند را حذف می‌کند (Demuth and Beale., 1998). در این تحقیق برای تحلیل مولفه‌های اصلی از نرم‌افزار SPSS.12 استفاده شد. مراحل تحلیل مولفه‌های اصلی به صورت رابطه ۱۸ می‌باشد.

گام اول: محاسبه‌ی بردار میانگین

$$m = \frac{1}{nTr} \sum_{i=1}^{nTr} p_i \quad (19)$$

که در این رابطه $P_i = [p_1 \dots p_d]^t$ نمونه‌های آزمایشی با d بعد و nTr تعداد کل نمونه‌های آزمایشی می‌باشد. گام دوم: محاسبه‌ی ماتریس کوواریانس

$$\sum = \sum_{i=1}^{nTr} (p_i - m)(p_i - m)^t \quad (20)$$

که در این رابطه \sum یک ماتریس با ابعاد $d \times d$ می‌باشد. گام سوم: تعیین مقادیر ویژه^۱ و بردار ویژه^۲ از ماتریس کوواریانس با حل رابطه‌ی ۲۰:

$$\sum x = \lambda x \quad (21)$$

که می‌توان این رابطه را به صورت رابطه ۲۱ بازنویسی کرد:

$$\left(\sum - \lambda I \right) x = 0 \quad (22)$$

در این رابطه I ماتریس یکه و O بردار صفر می‌باشد. بردارهای $x = e_i$ و $\lambda = \lambda_i$ به ترتیب بردارهای ویژه و مقادیر ویژه می‌باشند. بردارهای ویژه $\{e_1, e_2, \dots, e_d\}$ دارای مقادیر ویژه $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_d\}$ هستند که این مقادیر ویژه از بزرگ به کوچک مرتب شده‌اند. بردار ویژه‌ای که بیش‌ترین مقدار ویژه را دارا باشد، نشان‌دهنده‌ی مولفه‌ی اصلی مجموعه داده‌ها می‌باشد.

گام چهارم: ایجاد ماتریس A با ابعاد $d \times k$ که ستون‌های آن شامل k بردار ویژه می‌باشند که بزرگ‌ترین مقادیر ویژه را دارا هستند:

$$A = [e_1, e_2, \dots, e_k] \quad (23)$$

گام پنجم: نمایش داده‌های اصلی از طریق طرح‌ریزی داده‌ها در یک فضای k بعدی بر اساس رابطه‌ی ۲۳ است:

سرعت یادگیری به منظور تعیین مقادیر بهینه آن‌ها نیاز به آزمون و خطا دارند. در این مطالعه تعداد رفت و برگشت‌ها برای آموزش شبکه با سعی و خطا انتخاب شد.

در عمل معمولاً داده‌های موجود را به سه قسمت مجموعه‌ی آموزشی، صحت‌سنجی و مجموعه‌ی آزمون تقسیم‌بندی می‌کنند، به طوری که هر سه مجموعه باید معرف جمعیت یکسانی باشند. عملکرد شبکه‌های در نظر گرفته شده با استفاده از دو معیار مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) و همبستگی داده‌ها (R^2) (روابط ۱۰ و ۱۱) مورد ارزیابی قرار گرفت.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - O_{ave})(P_i - P_{ave})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i - O_{ave})^2 \sum_{i=1}^n (P_i - P_{ave})^2}} \quad (10)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{N} \quad (11)$$

که در آن، $Q_i =$ داده‌ی اندازه‌گیری شده، $P_i =$ داده‌ی پیش‌بینی شده، $Q_{ave} =$ میانگین داده‌های اندازه‌گیری شده، $P_{ave} =$ میانگین داده‌های پیش‌بینی شده و $N =$ تعداد داده‌ها است. هر چه میزان خطا (MSE) کم‌تر و میزان همبستگی داده‌ها (R^2) بیش‌تر باشد، آموزش شبکه بهتر انجام شده است.

به منظور مقایسه‌ی عملکرد مدل شبکه عصبی مصنوعی با روش SCS (روابط ۴ و ۵) از پارامترهای آماری هم‌چون متوسط باقی‌مانده‌ها (MR)، خطای استاندارد نسبی (RSE)، ضریب کارایی (E)، شاخص توافق (d)، ضریب ناش - ساتکلیف (NSE) و ضریب اطلاعات آکائیک (AIC) و ضریب شوارز یا بیسین (SIC) استفاده شد.

$$MR = N^{-1} \sum_{i=1}^n (O_i - P_i) \quad (12)$$

$$E = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - O_{ave})^2} \quad (13)$$

$$d = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|P_i - O_{ave}| + |O_i - O_{ave}|)^2} \quad (14)$$

$$RSE = \frac{\sqrt{n \sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}}{O_{ave}} \quad (15)$$

$$NSE = 1.0 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - O_{ave})^2} \quad (16)$$

$$AIC = N \ln(SSE) + 2Ne \quad (17)$$

$$SIC = N \ln(SSE) + Ne \ln(N) \quad (18)$$

که در آن، $SSE =$ مجموع مربعات خطا و $Ne =$ تعداد پارامترهای ورودی مدل است.

تکنیک تحلیل مولفه‌های اصلی (PCA)

تحلیل اجزای اصلی یکی از انواع روش‌های تحلیل داده‌های چند متغیره است که هدف اصلی آن تقلیل بعد مساله‌ی مورد مطالعه است. با استفاده از تحلیل مولفه‌های اصلی می‌توان تعداد زیادی متغیر توضیحی (متغیر مستقل) همبسته را با تعداد محدودی متغیر توضیحی جدید که مولفه‌های اصلی نامیده می‌شوند و ناهمبسته‌اند، جایگزین نمود. به این ترتیب نه تنها بعد مساله تقلیل می‌یابد، بلکه مساله‌ی

1- eigenvalue
2- eigenvector

نتایج و بحث

آزمایشات صحرائی

در جدول ۲ مقادیر شیب، دبی ورودی و رطوبت اولیه در جوپچه‌های آزمایشی و در جدول ۳ نتایج حاصل از محاسبات عوامل معادله نفوذ کوستیاکوف- لوییس به روش بیلان حجم برای مزارع آزمایشی ارایه شده است. دامنه‌ی وسیع پارامترهای استفاده شده در این مطالعه، جامعیت مدل‌های استفاده شده در این تحقیق را نشان می‌دهد.

$$p' = A'(p - m) \quad (24)$$

که در این رابطه: $p' = [p'_1, \dots, p'_k]^T$ بردار مشخصه‌ی فرایند PCA می‌باشد (Cheng-Jian and Ming-Hua, 2009; Pearson, 1901).

جدول ۲- دامنه تغییر دبی ورودی و رطوبت اولیه و چگالی ظاهری در جوپچه‌های آزمایشی

مزرعه‌ی آزمایشی	دبی ورودی (L/S)	رطوبت اولیه (%)	چگالی ظاهری (gr/cm^3)
مشهد	۰/۲۵ - ۱/۵	۵/۳۵ - ۱۲/۱۴	۱/۵۳ - ۱/۶
ارومیه	۰/۰۵ - ۰/۷۵	۱۳/۵ - ۲۲/۷	۱/۳ - ۱/۵
دزفول	۰/۱ - ۱/۵	۱۲/۸ - ۲۳/۷۵	۱/۶۷ - ۱/۷۶
کرج	۱/۱ - ۱/۴	۵/۳۹ - ۲۷/۲۲	۱/۳۴ - ۱/۴۷
بیرجند	۰/۵ - ۲	۵/۶۹ - ۱۰/۴۶	۱/۳۹ - ۱/۵

جدول ۳- دامنه‌ی تغییرات عوامل معادله‌ی نفوذ کوستیاکوف- لوییس

مزرعه‌ی آزمایشی	K ($\text{m}^3/\text{m}/\text{min}^a$)	A	f_0 ($\text{m}^3/\text{m}/\text{min}$)
مشهد	۰/۰۰۲۵ - ۰/۰۰۳۸	۰/۱۵۶ - ۰/۳۱۱	۰/۰۰۰۱۵ - ۰/۰۰۰۲۹
ارومیه	۰/۰۰۱۷ - ۰/۰۰۳۶	۰/۳۱۱ - ۰/۴۳۶	۰/۰۰۰۰۹۳ - ۰/۰۰۰۰۱
دزفول	۰/۰۰۱۸ - ۰/۰۰۵	۰/۰۶۱ - ۰/۵۰۷	۰/۰۰۰۰۵۳ - ۰/۰۰۰۰۹
کرج	۰/۰۰۲۵ - ۰/۰۰۶۲	۰/۲۰۱ - ۰/۳۴۸	۰/۰۰۰۰۹ - ۰/۰۰۰۱۸
بیرجند	۰/۰۰۲۹۵ - ۰/۰۰۵۱۲	۰/۱۶۵ - ۰/۲۴۴	۰/۰۰۰۱۳۸ - ۰/۰۰۰۱۹۶

جهت آزمون شبکه‌ها انتخاب و مشخص شدند. جدول ۴ دامنه‌ی تغییرات پارامترهای داده‌های اختصاص داده شده جهت آزمون را نشان می‌دهد.

تعداد کل داده‌های موجود برابر ۲۴۰ است که ۶۰ درصد اولیه (۱۴۴ داده) جهت آموزش شبکه، ۲۰ درصد جهت صحت‌سنجی (۴۸ داده) و ۲۰ درصد باقی‌مانده (۴۸ داده) به عنوان داده‌های آزمایشی

جدول ۴- دامنه‌ی تغییرات پارامترهای داده‌های اختصاص داده شده جهت آزمون (عباسی و همکاران، ۱۳۷۸ و گنجه، ۱۳۸۵)

مزرعه‌ی آزمایشی	بافت خاک	طول (m)	شیب (%)	دبی ورودی (L/S)
مشهد	سیلتی لوم	۱۵۰	۰/۰۰۱ - ۰/۰۱	۰/۴۵ - ۱
ارومیه	لومرسی	۲۵۰	۰/۰۰۱ - ۰/۰۱	۰/۷۵ - ۱/۷۵
دزفول	لومسیلتی‌رسی	۲۵۰	۰/۰۰۱ - ۰/۰۱	۰/۴۵ - ۱
		۱۵۰	۰/۰۰۱ - ۰/۰۱	۰/۱ - ۰/۲۵

مقادیر ویژه برای مجموعه داده‌های آزمایشی را نشان می‌دهد. بر این اساس مشاهده می‌شود که سه مولفه‌ی اول ۹۷/۸۹٪ و ۸ مولفه‌ی اول ۹۹/۹۹٪ کل واریانس را شامل می‌شوند. این مطلب بیانگر این است

تحلیل مولفه‌های اصلی

در این بخش، پارامترهای ورودی مربوط به داده‌های واقعی با اعمال تحلیل مولفه‌های اصلی به سه مولفه خلاصه شدند. جدول ۵

متغیرها را نشان می‌دهد، چون آنالیز مولفه‌های اصلی (PCA) از یک تبدیل خطی برای تبدیل متغیرها به مولفه‌های اصلی استفاده می‌کند (Parinet et al., 2004; Camdevyren et al., 2005).

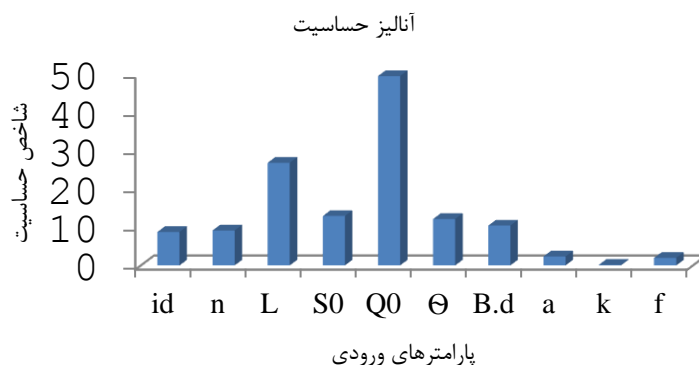
که آنالیز مولفه‌های اصلی در کاستن شیب تغییر در بین متغیرها موفق است. چون مجموع واریانس سه مولفه‌ی اول نزدیک به یک می‌باشد (Wotling et al., 2000). این مفهوم همبستگی خطی در بین

جدول ۵- مقادیر ویژه ماتریس کواریانس مولفه‌های اصلی

خروجی مدل	ورودی مدل	نوع مدل	
T _L	Qt ,L ,S0, B.d , n	ANN-1	روش اول
	Qt ,L ,S0, B.d, θ	ANN-2	
	Qt ,L ,S0, B.d , id	ANN -3	
	PC1, PC2 ,PC3	ANFIS-PC	روش دوم

جدول ۶- مشخصات مدل‌های شبکه عصبی

مولفه اصلی	مقدار ویژه	نسبت واریانس	نسبت تجمعی واریانس
PC1	۳۹/۷۴	۰/۹۲۰۰۴	۰/۹۲۰۰۴
PC2	۲/۱۰۱	۰/۰۴۸۶۴	۰/۹۶۸۶۶
PC3	۰/۴۴۲	۰/۰۱۰۲۳	۰/۹۷۸۹۱
PC4	۰/۴۰۱	۰/۰۰۹۲۹	۰/۹۸۸۲
PC5	۰/۲۶۴	۰/۰۰۶۱۱	۰/۹۹۴۳۱
PC6	۰/۱۶۷	۰/۰۰۳۸۷	۰/۹۹۸۱۹
PC7	۰/۰۶۹	۰/۰۰۱۵۹	۰/۹۹۹۷۸
PC8	۰/۰۰۷	۰/۰۰۰۱۶	۰/۹۹۹۹۴
PC9	۰/۰۰۲	۰/۰۰۰۰۴	۰/۹۹۹۹۸
PC10	۰/۰۰۱	۰/۰۰۰۰۲	۱/۰۰



شکل ۴ - مقادیر شاخص حساسیت شبکه به پارامترهای ورودی برای تخمین زمان‌های پیشروی

شکل ۴ نمایش داده شده است. بر این اساس، مولفه‌های ضرایب نفوذ به دلیل تاثیر کم آن‌ها در زمان پیشروی از فهرست متغیرهای ورودی حذف شدند. در روش دوم مولفه‌های اصلی حاصل از تحلیل مولفه‌های اصلی به عنوان پارامترهای ورودی به مدل تعیین شدند. مشخصات این مدل‌ها در جدول ۶ نشان داده شده است. در این بررسی، جهت پیش‌بینی زمان پیشروی در مدل‌های اول، دوم و سوم

شبکه‌های عصبی

در این تحقیق برای تعیین متغیرهای ورودی جهت تخمین زمان پیشروی از آنالیز حساسیت شبکه به متغیرهای ورودی و هم‌چنین روش تحلیل مولفه‌های اصلی استفاده شد. جهت آنالیز حساسیت شبکه، کلیه متغیرهای ورودی داده‌های مشاهداتی به عنوان ورودی و زمان پیشروی به عنوان خروجی به شبکه MLP داده شدند. نتایج در

و ۶) می‌توان استنباط کرد که مدل‌های شبکه‌ی عصبی که در آن‌ها از نتایج تحلیل مولفه‌های اصلی استفاده شده است، عملکرد بهتری را در مقایسه با مدل‌های شبکه عصبی منفرد نشان می‌دهند. این مدل‌ها قادرند با معیار ضریب همبستگی ۰/۹۹۸ زمان پیشروی را با استفاده از پارامترهای حاصل از تکنیک تحلیل مولفه‌های اصلی پیش‌بینی کنند. نمودارها نشان می‌دهند که این مدل از شبکه‌های عصبی در خاک‌های با بافت مختلف عملکرد بسیار مناسبی دارند. استفاده از مولفه‌های اصلی به عنوان متغیرهای ورودی به جای متغیرهای اولیه، منجر به ساده‌تر شدن ساختار شبکه‌ی عصبی و سرعت آموزش بالاتر می‌شود. این مساله می‌تواند ناشی از وجود روابط خطی مستقیم بین زمان پیشروی و متغیرهای ورودی باشد که باعث می‌شود دقت سایر مدل‌ها کاهش یابد (McKenzie and Ryan., 1999; et al., Qiu 2001). عملکرد مدل ANN-2 نیز نسبتاً قابل قبول است و این مدل با ضریب همبستگی ۰/۸۳ قادر است با استفاده از پارامترهای طول و شیب فارو، دبی ورودی، رطوبت اولیه، چگالی ظاهری خاک به عنوان ورودی، زمان پیشروی را تخمین زند.

۴ نورون و در مدل چهارم ۳ نورون به عنوان ورودی به مدل و در کلیه مدل‌ها ۱ نورون به عنوان خروجی در نظر گرفته شد. با بررسی عملکرد شبکه‌ها از نظر آماری می‌توان استنباط کرد که در هر یک از مدل‌های موجود، بهترین شبکه برای تخمین زمان پیشروی، شبکه MLP باشد. شبکه GFF نیز نتایج تقریباً مشابهی با شبکه MLP دارد. بدترین نتایج نیز مربوط به شبکه RBF می‌باشد. با توجه به پنج مدل در نظر گرفته شده جهت تخمین زمان پیشروی، نتایج حاصل از عملکرد ساختار بهینه‌ی مدل‌های مختلف از نظر معیار آماری در جدول ۷ نشان داده شده است. در شکل ۵ میزان ضریب همبستگی و در شکل ۶ نمودارهای مربوط به مقادیر پیش‌بینی شده و مشاهده شده‌ی زمان پیشروی برای انواع مدل‌های مختلف شبکه‌های عصبی برای اطلاعات اختصاص یافته برای آزمون مدل‌های شبکه‌های عصبی در جویچه‌های با طول، دبی، شیب و در خاک‌های با بافت مختلف مشخص شده است. با بررسی عملکرد مدل‌های مختلف شبکه‌های عصبی از نظر معیار آماری مطابق جدول ۷ و همچنین نمودارهای داده شده (شکل ۵

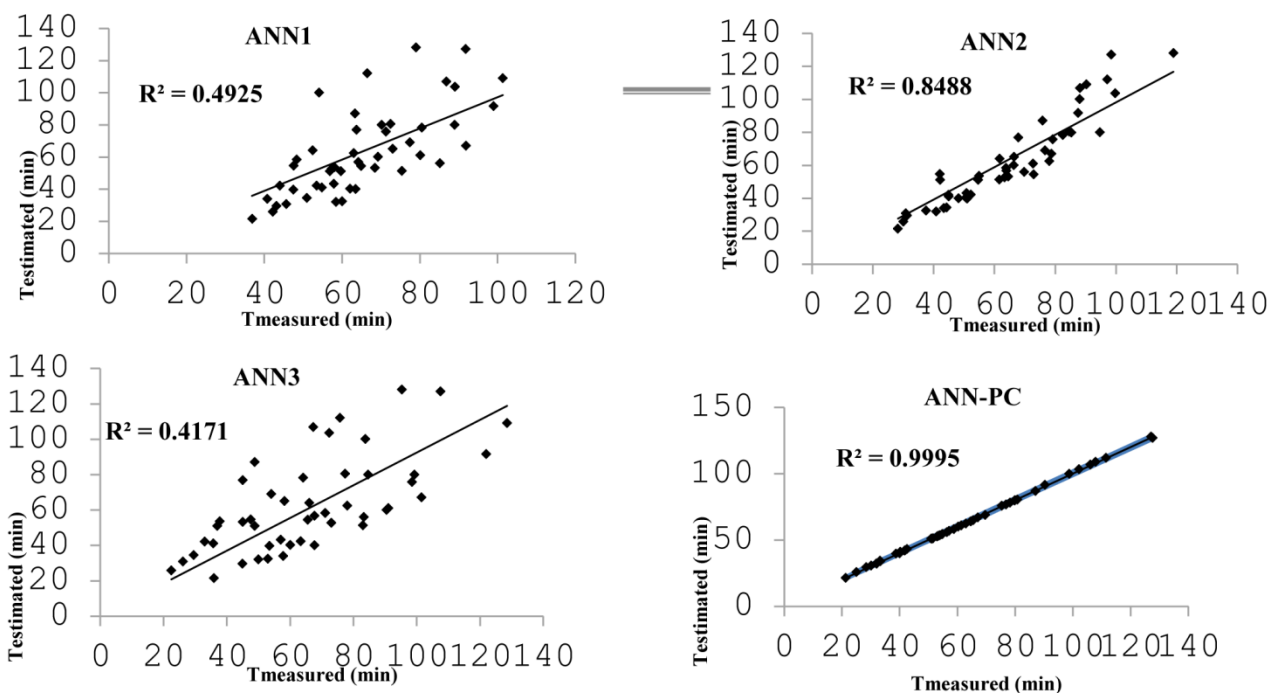
جدول ۷- نتایج عملکرد ساختارهای بهینه‌ی مختلف شبکه‌های عصبی جهت پیش‌بینی زمان پیشروی

نوع شبکه	آرایش ساختار بهینه		آموزش		آزمون	
	تعداد لایه	تعداد نرون	MSE	R ²	MSE	R ²
مدل اول	MLP-1	۱	۰/۰۸۷۷	۰/۷۴	۰/۰۲۱۷	۰/۶۴
	GFF-1	۲	۰/۰۹۴۱	۰/۷۲	۰/۰۲۴۷	۰/۶۴
	RBF-1	۱	۰/۰۹۱۲	۰/۷۳	۰/۰۲۴۷	۰/۶۳
مدل دوم	MLP-2	۱	۰/۰۶۱۵	۰/۸۴	۰/۰۱۵۵	۰/۸۳
	GFF-2	۲	۰/۰۶۴۳	۰/۸	۰/۰۱۸۸	۰/۸۱
	RBF-2	۱	۰/۰۹۳۹	۰/۷۶	۰/۰۲۴۱	۰/۷۸
مدل سوم	MLP-3	۱	۰/۱۰۴	۰/۷۶	۰/۰۲۰۵	۰/۶۷
	GFF-3	۱	۰/۱۰۶	۰/۷۶	۰/۰۲۰۵	۰/۶۶
	RBF-3	۱	۰/۱۲۱	۰/۶۸	۰/۰۲۸۶	۰/۵۸
مدل چهارم	MLP-PC	۱	۰/۰۰۰۲	۰/۹۹۹	۰/۰۰۰۵۴	۰/۹۹۸
	GFF-PC	۲	۰/۰۰۱۸۹	۰/۹۹۵	۰/۰۰۰۷۹	۰/۹۸۹
	RBF-PC	۱	۰/۰۰۲۱	۰/۹۹۴	۰/۰۰۰۸۷	۰/۹۸۷

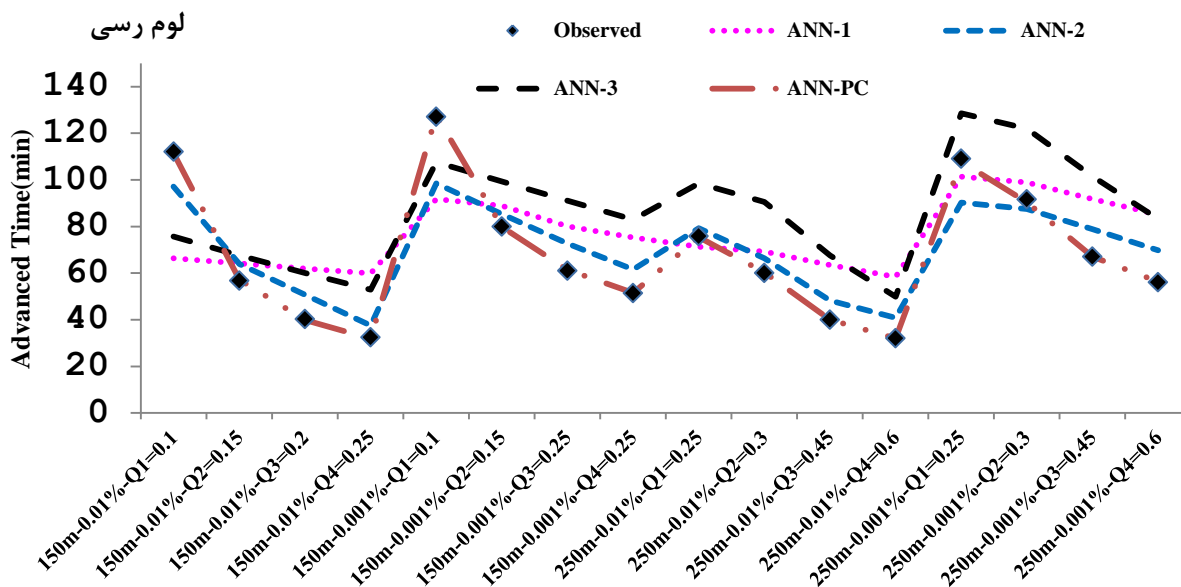
(Odeh et al., 1994).

معیارهای آماری مناسب، برای مقایسه‌ی مدل‌ها با اطلاعات واقعی روی مجموعه‌های مختلفی از متغیرهای مستقل، ضریب آکائیک (AIC) و ضریب بیسین یا شوارتز (SIC) هستند، چون این دو پارامتر می‌توانند، تطابق خوبی بین میزان انطباق و صرفه‌جویی در هزینه‌ها برقرار کنند (Webster and McBratney., 1989).

پارامتر شماره منحنی نفوذ بیانگر سرعت نهایی نفوذ می‌باشد. در حالی که در آبیاری جویچه‌ای و به‌خصوص در مرحله پیشروی، سرعت نفوذ بیش‌تر از نفوذ پایه است. در نتیجه مدل ANN-3 قادر به تخمین مناسب زمان پیشروی در شرایط مزرعه نمی‌باشد. تنها مقایسه‌ی بین میزان انطباق و دقت مدل‌ها برای انتخاب روش مطلوب کافی نیست، بلکه افزایش تعداد متغیرهای پیش‌گویانه همیشه، میزان تطابق مدل را افزایش می‌دهد (Lark., 1999). به علاوه، افزایش تعداد متغیرها، باعث افزایش هزینه و آنالیز می‌شود



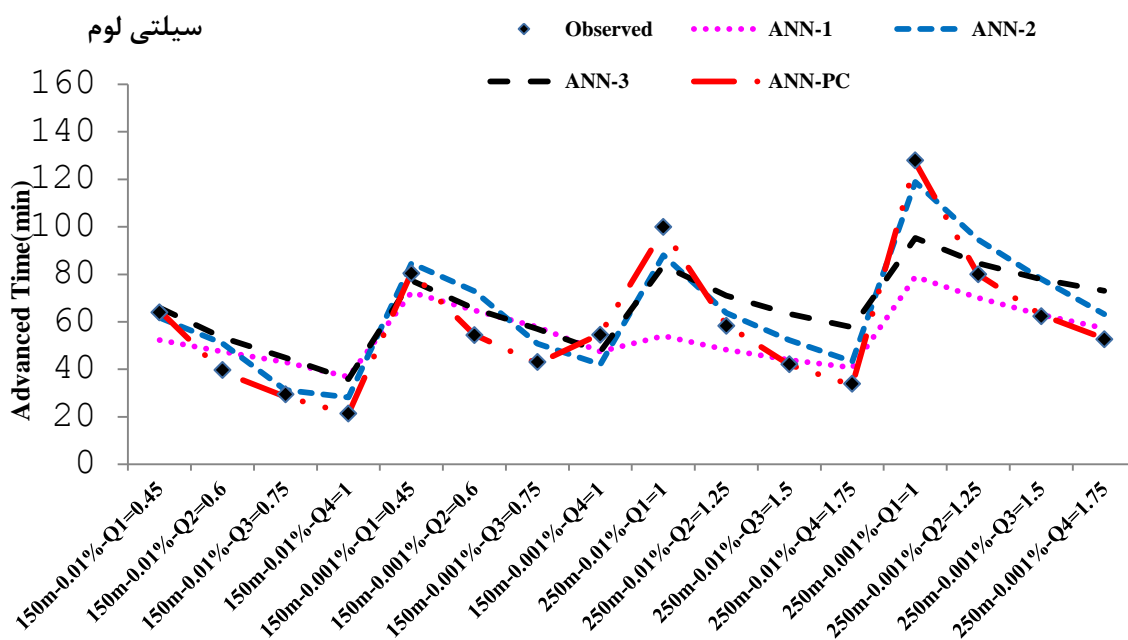
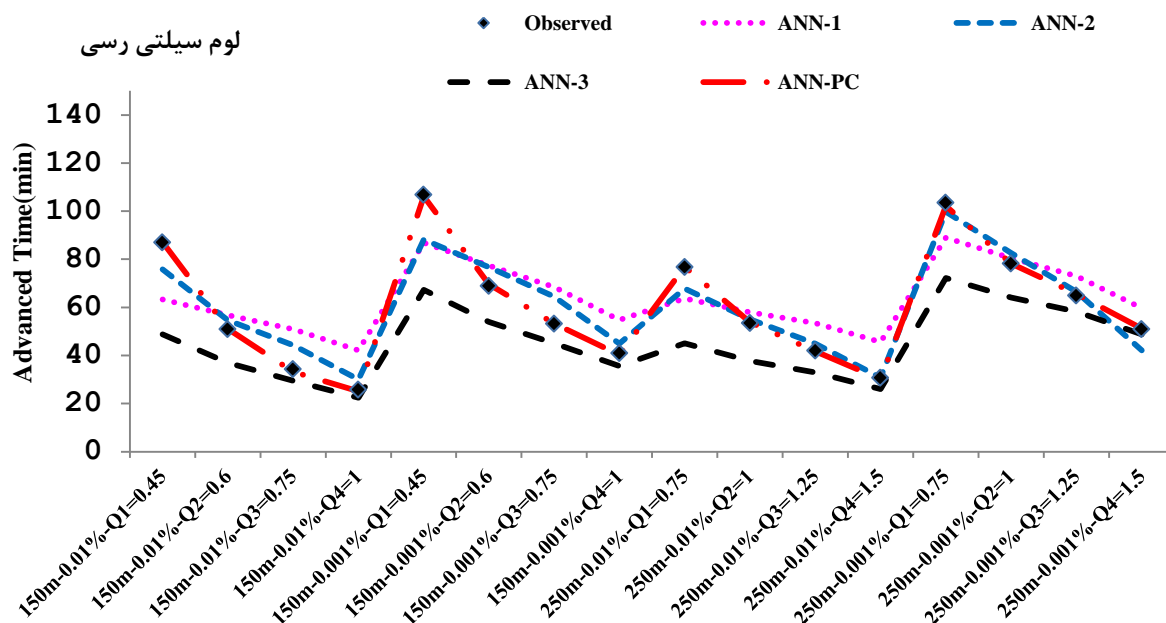
شکل ۵- نمایش ضریب همبستگی بین زمان پیشروی مشاهده‌ای و محاسبه شده توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی



شکل ۶- نمودار بین زمان پیشروی مشاهده‌ای و محاسبه شده توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی در خاک‌های مختلف

می‌دهد که کلیه مدل‌های ارایه شده جهت تخمین زمان پیشروی در مقایسه با روش SCS از قابلیت بالایی برخوردار هستند. کلیه مقادیر شاخص‌های ارزیابی نشان می‌دهند که در بین مدل‌های تخمین زمان پیشروی، مدل‌هایی که از پارامترهای ناشی از تحلیل مولفه‌های اصلی (PCA) استفاده می‌کنند، بر اساس شاخص‌های ضریب ناش- ساتکلیف (NSE)، آکائیک (AIC) و ضریب بیسین یا شوارتز (SIC) دارای بهترین عملکرد هستند.

به منظور مقایسه‌ی عملکرد مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی در تخمین زمان پیشروی، با استفاده از مجموعه اطلاعات مربوط به آزمون، پارامترهای آماری هم‌چون متوسط باقی‌مانده‌ها (MR)، خطای استاندارد نسبی (RSE)، و ضریب کارایی (E)، شاخص توافق (d)، ضریب ناش- ساتکلیف (NSE)، ضریب آکائیک (AIC) و ضریب بیسین یا شوارتز (SIC) محاسبه شدند (جدول ۸). مقایسه‌ی کلیه شاخص‌های استفاده شده برای ارزیابی نتایج نشان



ادامه‌ی شکل ۶- نمودار بین زمان پیشروی مشاهده‌ای و محاسبه شده توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی در خاک‌های مختلف

جدول ۸- پارامترهای آماری محاسبه شده برای مدل‌های مختلف شبکه‌ی عصبی در پیش‌بینی زمان پیشروی

SIC	AIC	NSE	d	E	RSE	MR	مدل
۲۹۸	۲۹۰	۰/۶۷	۰/۷۸	۰/۴۸۷	۱۴/۳۹	۰/۹۹	ANN-1
۲۱۸	۲۰۸	۰/۷۶	۰/۹۷	۰/۸۳	۶/۰۰	۰/۷۷	ANN-2
۳۰۷	۳۰۰	۰/۵۸	۰/۸	۰/۳۹	۱۵/۲۸	۴/۷۸	ANN-3
۹۷	۸۰	۰/۸۸	۰/۹۹۸	۰/۹۹۵	۱/۴۷۲	۰/۱۹۱	ANN-PC
۱۱۷۲	۱۱۶۳	۰/۹۲	۰/۴۱	۰/۳۵	۶۸/۲۳	۴۲/۰۴	SCS

نتیجه‌گیری

گنجه، ا. ۱۳۸۵. ارزیابی یکنواختی کود آبیاری در آبیاری جویچه‌ای، پایان نامه کارشناسی ارشد، گروه آبیاری و آبادانی، دانشکده مهندسی آب و خاک دانشگاه تهران.

معروف‌پور، ع.، سیدزاده، ا.، بهزادی‌نسب، م. ۱۳۹۶. بررسی دقت روش‌های غیرنقطه‌ای اندازه‌گیری نفوذ در طراحی سامانه آبیاری جویچه‌ای. نشریه پژوهش‌های حفاظت آب و خاک. ۲۴: ۲۵۷-۲۷۱.

منه‌اج، م. ۱۳۷۷. مبانی شبکه‌های عصبی. انتشارات دانشگاه امیرکبیر. نوایان، م. ۱۳۸۲. تخمین هدایت هیدرولیکی اشباع با استفاده از توابع انتقالی، پایان نامه کارشناسی ارشد، گروه آبیاری و آبادانی، دانشکده مهندسی آب و خاک دانشگاه تهران.

Amini, M., Abbaspour, K. C., Khademi, H., Fathianpour, N., Afyoni, M and Schulin, R. 2005. Neural network models to predict cation exchange capacity in arid regions of Iran. *European journal of soil science*. 56: 551-559.

Alvarez, J. A. R. 2003. Estimation of advance and infiltration equations in furrow irrigation for untested discharges. *Journal of agricultural water management*. 60: 227-239.

Bradley, A., King, P. E., David, L., Bjorneberg, P. E., Thomas, J., Trout, P. E., Luciano, Mateos, A. M. 2016. Estimation of furrow irrigation sediment loss using an artificial neural network. *Journal of irrigation and drainage engineering*. 142: 311-318.

Camdevyren, H., Demyr, N., Kanik, A and Keskin, S. 2005. Use of principal component scores in multiple linear regression models for prediction of chlorophyll-a in reservoirs. *Ecological modeling*. 181: 581-589.

Cheng-Jian, L and Ming-Hua, H. 2009. Classification of mental task from EEG data using neural networks based on particle swarm optimization. *Neurocomputing*. 72: 1121-1130.

Dani, O and Henoque, R. 1996. Prediction of surface irrigation advance using soil intake properties. *Irrigation science*. 16.4: 157-159.

Demuth, H and Beale, M. 1998. *Neural network toolbox for use with Matlab, users guide, the mathworks, Howard Demuth Mark Beale*.

Jain, A and Kumar, A. 2006. An evaluation of artificial neural network technique for the determination of infiltration model parameters. *Applied soft Computing*. 6: 272-282.

Elliot, R. L., Walker, W. R. 1982. Field evaluation of furrow infiltration and advance functions. *Transactions of the ASAE*. 15.2: 369-400.

این مطالعه جهت تخمین زمان پیشروی در آبیاری جویچه‌ای با استفاده از خصوصیات فیزیکی خاک از جمله رطوبت اولیه، چگالی ظاهری و خصوصیات جویچه مانند دبی ورودی به جویچه، طول و شیب جویچه به وسیله شبکه عصبی (ANN) انجام شد. با توجه به طیف وسیعی از داده‌های اندازه‌گیری شده که در این مطالعه به کار رفت، نتایج نشان داد که رابطه‌ی SCS روشی جامع برای تخمین زمان پیشروی نیست و از این رو شبکه عصبی مصنوعی با پارامترهای ورودی متفاوت و هم‌چنین پارامترهای حاصل از تحلیل مولفه‌های اصلی به منظور تخمین زمان پیشروی ارایه شد. نتایج بدست آمده در مرحله‌ی اعتبارسنجی و آزمون مدل شبکه عصبی مصنوعی ارایه شده نشان داد بهترین مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی زمان پیشروی در فارو، مدلی است که از پارامترهای حاصل از تحلیل مولفه‌های اصلی (PC) استفاده می‌کند. عملکرد مدل ANN-2 که از پارامتر رطوبت اولیه استفاده می‌کند، نیز نسبتاً قابل قبول است. بدترین نتایج مربوط به مدل‌هایی می‌باشد که از پارامترهای ضریب زبری مانینگ و شماره منحنی نفوذ برای تعیین زمان پیشروی استفاده می‌کنند.

توصیه می‌شود تا از روش تحلیل مولفه‌های اصلی (PCA) در تخمین سایر خصوصیات پیچیده خاک که به پارامترهای ورودی زیادی نیاز دارند نیز استفاده شود، اما از آن‌جا که تبدیل‌های خطی روی متغیرهای ورودی که همبستگی متقابل بالایی دارند، ممکن است باعث پراکندگی بیش‌تر در متغیرهای ورودی شده و باعث کاهش عملکرد مدل‌ها شود (Qiu and Zhang, 1999)، بنابراین نیاز است تا روش‌های پیش‌بینی ابتدا مورد ارزیابی قرار گیرند، تا بهترین استفاده ممکن از اطلاعات فرعی به ویژه اطلاعاتی که ارزان و سریع به دست می‌آیند، صورت گیرد.

منابع

عباسی، ف.، جلیلی، م.، معیری، م. و طائفه‌ی رضایی، ب. ۱۳۷۸. تهیه‌ی یک مدل ریاضی برای طراحی و ارزیابی روش‌های آبیاری سطحی. نشریه‌ی شماره‌ی ۱۲۲، گزارش پژوهشی موسسه تحقیقات فنی و مهندسی کشاورزی.

کازرونیان، س. م.، عباسی، ف.، صدقی، ح. ۱۳۹۶. نشریه پژوهش‌های حفاظت آب و خاک. ۲۴: ۴: ۱۰۱-۸۳.

کمالی، پ.، ابراهیمیان، ح. ۱۳۹۶. مقایسه و ارزیابی روش‌های مختلف برآورد معکوس ضرایب معادله نفوذ در شرایط کشت داخل جویچه. مجله تحقیقات آب و خاک ایران. ۴۸: ۱: ۳۹-۴۸.

- model. *Geoderma*. 63: 197-214.
- Parinet, B., Lhote, A and Legube, B. 2004. Principal component analysis: an appropriate tool for water quality evaluation and management application to a tropical lake system. *Ecological modeling*. 178: 295-311.
- Pearson, K. 1901. On lines and planes of closest fit to systems of points in space. *Philosophical magazine*. 2.6: 559-572.
- Scaloppi, E.J., Markely, G.P and Willardson, L.S. 1995. Intake parameter from advance and wetting phase of surface irrigation. *Journal of irrigation and drainage engineering*. 121: 57-69.
- Walker, W.R and Skogerboe, G.V. 1987. *Surface irrigation theory and practice*. Englewood Cliffs, NJ, USA: Prentice-Hall Inc. xiii, 386p.
- Webster, R and McBratney, A.B. 1989. On the Akaike information criterion for choosing models for variograms of soil properties. *European journal of soil science*. 40: 493-496.
- Willardson, L.S and Bishop, A.A. 1967. Analysis of surface irrigation application efficiency, *Journal of the irrigation and drainage division*. 93.2: 21-36.
- Wotling, G., Bouvier, C.H., Danloux, J and Fritsch, J.M. 2000. Regionalization of extreme precipitation distribution using the principal components of the topographical environment. *Journal of hydrology*. 233:86-101.
- Gillies, M.H and Smith, R.J. 2005. Infiltration parameters from surface irrigation advance and run-off data. *Irrigation Science*. 24: 25-35.
- Lark, R.M. 1999. Soil-landform relationships at within-field scales: an investigation using continuous classification. *Geoderma*. 92: 141-165.
- Kaustra, I and Boyd, M.S. 1995. Forecasting futures trading volume using neural network. *Journal of feature markets*. 15.8: 953-970.
- McKenzie, N.J and Ryan, P.J. 1999. Spatial prediction of soil properties using environmental correlation. *Geoderma*. 89: 67-94.
- Minasny, B and McBratney, A.B. 2002. The neuro-m methods for fitting neural network parametric pedotransfer functions. *Soil science society of America journal*. 66: 352-361.
- Qiu, Y., Fu, B., Wang, J and Chen, L. 2001. Spatial variability of soil moisture content and its relation to environmental factors in a semi-arid gully catchment of the Loess Plateau, China. *Journal of arid environments*. 49.4: 723-750.
- Qiu, Y and Zhang, J.T. 1999. Quantitative analysis to the gradients in space and time of natural plant communities in Bashuigou catchment of the Guandi Mountain. *Chinese journal of applied and environmental biology*. 5: 113-120.
- Odeh, I.O.A., Mc Bratney, A.B and Chittleborough, D.J. 1994. Spatial prediction of soil properties from landform attributes derived from a digital elevation

Estimation of Advance Time in Furrow Irrigation Using Artificial Neural Network and Principle Component Analysis (PCA) technique

M. J. Nahvinia^{1*}, J. Mozffari², B. Moaveni³, A.M Liaghat⁴ M. Parsinejad⁵

Recived: May.23, 2018

Accepted: Oct.01, 2018

Abstract

In this study, Neural Network Technique is used to predict advance time using inflow rate, n coefficient, slope, length of furrow, infiltration curve number, initial soil moisture and bulk density by ANN and PCA Technique. Field measurements on furrows of different length and slopes in Mashhad, Dezful, Orumia, Birjand and Karaj having various soil Textures were used in this study. In the Training phase 144 advance time measured data were initially used and then 96 other field measurements were used for cross validation (48) and evaluation (48) phase. The enter parameters determined by using the sensitivity analysis Network and Principle Component Analysis (PCA) technique The obtained results showed Neural Network Technique is well capable of estimating advance Time with high accuracy. The best results ($R^2= 0.995$) obtained from models that used of Principle Component Analysis as enter parameters. The models that used of initial soils moisture content ($R^2= 0.848$) have higher accuracy in comparison to models that used of infiltration curve number ($R^2= 0.417$) and Coefficient of Manning formula ($R^2= 0.492$).

Keywords: Advance time, ANN, Furrow Irrigation, PCA

1- Assistant Professor, Department of Water Sciences and Engineering, Faculty of Agriculture and Natural Resources, Arak University.

2 - Assistant Professor, Department of Water Sciences and Engineering, Faculty of Agriculture and Natural Resources, Arak University.

3- Ms.C, Graduate of Irrigation and drainage Department of Water Sciences and Engineering. University of Shahrekord

4 - Professor of Department of Irrigation and Reclamation Engineering, University of Tehran

5 - Associate Professor of Department of Irrigation and Reclamation Engineering, University of Tehran

(*-Corresponding Author Email: javad.nahvinia@gmail.com)