

پیش‌بینی میزان لغزش چرخ محرک تراکتور با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

سید رضا موسوی سیدی^{۱*}، مهدی علی‌جانی^۲، رمضان هادی‌پور رکنی^۳

۱- عضو هیئت علمی گروه مهندسی بیوسیستم، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری

۲- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد گروه مهندسی بیوسیستم، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری

۳- کارشناس ارشد گروه مهندسی بیوسیستم، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری

* ایمیل نویسنده مسئول: Mousavi22@yahoo.com

چکیده

لغزش چرخ محرک از مهمترین مباحث مربوط به مفاهیم کشش تراکتور است که تاثیر بسیاری در میزان عملکرد، مصرف انرژی و ظرفیت کاری تراکتور دارد. در این مطالعه به بررسی اثر سرعت پیش‌روی، عمق شخم و میزان سنگین‌کننده به‌عنوان سه عامل اثرگذار مهم بر روی لغزش، در شرایط مزرعه‌ای و مدل‌سازی لغزش با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرداخته شد. آزمایش‌های مزرعه‌ای در شرایط متفاوت عمق شخم و سرعت پیش‌روی و وضعیت سنگین‌کننده تراکتور انجام شد. در این تحقیق عمق شخم در چهار سطح (۵، ۱۰، ۱۵ و ۲۰ سانتی‌متر)، سرعت‌های پیش‌روی (۲/۵، ۳/۵، ۴/۵ و ۵/۵ کیلومتر بر ساعت) و میزان سنگین‌کننده (۰، ۴۰، ۸۰ و ۱۲۰ کیلوگرم) قرار گرفت. شبکه‌های عصبی مدل‌سازی شده در این تحقیق که به‌منظور پیش‌بینی درصد لغزش تراکتور مورد استفاده قرار گرفت از نوع شبکه‌های چندلایه پسانتشار برگشتی بوده و از دو الگوریتم LM و SCG به‌منظور آموزش شبکه استفاده شده است. نتایج این تحقیق نشان داد که شبکه عصبی توسعه داده شده با الگوریتم LM نسبت به الگوریتم SCG عملکرد بهتری دارد. مقدار خطای RMSE و ضریب تبیین R^2 به‌دست آمده در این مطالعه برای درصد لغزش عبارت است از ۰/۰۱۰۸۲۸ و ۰/۹۹۱۶۳. نتیجه مدل‌سازی نشان داد که داده‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی خیلی نزدیک به داده‌های واقعی به دست آمده از آزمایش‌های مزرعه‌ای می‌باشند.

واژگان کلیدی: سرعت پیش‌روی، درصد لغزش، شبکه عصبی، عمق شخم

مقدمه

با توجه به افزایش روزافزون استفاده از تراکتورها در انجام عملیات‌های مختلف کشاورزی، میزان تبدیل انرژی تولید شده به وسیله موتور بایستی نسبت به توان مالبندی تراکتور افزایش یابد. از آنجایی که بازده کششی بسیار متغیر است (۵۲ - ۷۸٪) و پارامترهای تاثیرگذار دیگر (سیستم انتقال قدرت ۷۵ - ۸۱٪، و موتور ۳۰ - ۳۵٪) به سختی قابل تغییر هستند، افزایش محسوس در بازده نهایی تراکتور تنها با افزایش بازده کششی تراکتور میسر است. کارهای زیادی انجام شده تا عملکرد مالبندی تراکتور بهبود یابد. رابطه‌های بدست آمده برای تخمین عملکرد تراکتور توسط تعدادی از محققین، شامل پارامتر مشترکی می‌باشد، این پارامتر مشترک لغزش چرخ همراه با پارامترهای چرخ-خاک است. از میان تمام این روابط می‌توان این موضوع را استخراج کرد که بیشترین بازده کششی زمانی اتفاق می‌افتد که لغزش چرخ محرک بین ۸ تا ۱۵٪ قرار دارد. برای هر وضعیت خاک، محدوده‌ای از لغزش وجود دارد که در آن بازه، بازده کششی در بالاترین سطح خود قرار دارد (Zoz, 1970). از این رو بسیار ضروری است که برای بدست آوردن بیشترین نیروی مالبندی از تراکتور، لغزش چرخ‌های محرک را تعیین کنیم. لغزش بصورت حرکت نسبی در جهت حرکت، بین سطوح و در تماس یک وسیله کششی یا نقلیه با سطحی که آن را حمایت می‌کند، تعریف می‌شود (ASAE Standard, 1987). همچنین لغزش بصورت کاهش در پیشروی واقعی وسیله تعریف می‌شود از آنجا که تایرها در محدوده معینی از لغزش، بازده بیشینه را دارند، کاربر می‌تواند از لغزش برای تعیین اینکه آیا تراکتور در محدوده بهینه، برای شرایط خاصی از خاک و بارگذاری کار می‌کند یا نه، استفاده کند (Reed and Turner, 1993).

در سال‌های اخیر تمایل روزافزونی به کاربرد و توسعه شبکه عصبی مصنوعی در زمینه‌ی مدل کردن خصوصیات فیزیکی و دینامیکی خاک و همچنین مطالعه امکانپذیری ارتباط این سیستم با روش اجزاء محدود ایجاد شده است و انتظار می‌رود که استفاده از شبکه عصبی مصنوعی نتایج موفق‌تری را بخصوص در شبیه‌سازی عملکرد ادوات خاک‌ورزی و رفتار دینامیکی خاک در مقابل ابزار ارائه نماید. شبکه عصبی مصنوعی یک سیستم غیرخطی می‌باشد که بدون داشتن اطلاعات کامل از نحوه ارتباط پارامترها و قوانین حاکم بین آنها سیستم خاک را شبیه‌سازی می‌نماید (Ghaboussi et al, 1991) و (Kushwaha and zhang, 1998). بنابراین استفاده از این سیستم غیر خطی می‌تواند بسیاری از مشکلات روش‌های تحلیلی را مرتفع سازد و مطابق با شرایط فعلی و شرایط حاکم بر سیستم خاک با استفاده از داده‌های واقعی آموزش ببیند و برای کاربردهای بعدی تعمیم داده شود

در تحقیقی اثر فرورفتگی لغزشی بر میزان عملکرد کششی خودروهای چرخ‌دار و چرخ زنجیری در خاک‌های مختلف بررسی شد (Lyasko, 2010). در این زمینه نمودارهایی در مورد مقدار فرورفتگی چرخ‌ها و چرخ زنجیر در مقابل میزان لغزش ارائه شد، نتایج نشان داد که فرورفتگی لغزشی در میزان عملکرد کششی تأثیر معناداری دارد و تأثیر لغزش بر بازدهی کششی، ضریب کششی، ضریب مقاومت حرکتی و میزان عمق نفوذ تایر را بین لغزش صفر تا ۳۰ درصد بر روی ۴ نوع سطح بتنی، خاک سفت، خاک شخم



خورده و خاک نرم یا شنی بررسی نمود و نتایج حاصل را با فرمول‌های موجود در مکانیک حرکت خودروهایی که در خاک حرکت می‌کنند مقایسه کرد.

در تحقیقی با استفاده از داده‌های تجربی به دست آمده برای یک نوع تراکتور و چند نوع ادوات و نوشتن یک برنامه‌ی کامپیوتری با نرم افزار Visual Basic 6.0، یک سامانه تصمیم‌گیری (decision support system) [DSS] برای تطبیق پیش‌بینی عملکرد مزرعه‌ای سامانه‌های ادوات تراکتور طراحی شد (Sahu and Raheman, 2008). هدف از این تحقیق مدل‌سازی کردن رابطه بین سرعت پیشروی، عمق شخم و میزان سنگین‌کننده با میزان لغزش چرخ محرک تراکتور در عملیات شخم با گاوآهن برگرداندار می‌باشد.

مواد و روش‌ها

آزمون‌های مزرعه‌ای در دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری انجام شد. تا جایی که امکان داشت هرگونه کاه و کلش از سطح زمین جمع‌آوری شد. در این آزمون تاثیر سه متغیر مستقل مورد ارزیابی قرار گرفت. یکی از آن‌ها، حالت یا وضعیت تراکتور (مسی فرگوسن ۲۸۵) از نظر میزان سنگین‌کننده بود که در چهار وضعیت بدون سنگین‌کننده، وزنه ۴۰ کیلوگرم، وزنه ۸۰ کیلوگرم و وزنه ۱۲۰ کیلوگرم بررسی شد. پارامتر مستقل دیگر سرعت پیشروی می‌باشد که در این آزمون چهار سطح سرعت پیشروی ۲/۵، ۳/۵، ۴/۵ و ۵/۵ کیلومتر بر ساعت بررسی شد و پارامتر مستقل سوم عمق شخم بود که ۴، ۵، ۱۰، ۱۵ و ۲۰ سانتی‌متر ارزیابی شد. میانگین رطوبت خاک در عمق صفر تا ۲۰ سانتی‌متر به‌عنوان رطوبت مینا در نظر گرفته شد و برای محاسبه آن از رابطه ۱ استفاده گردید:

$$W(\%) = \left(\frac{W_t - W_s}{W_s} \right) \times 100 \quad (1)$$

که در این رابطه W رطوبت خاک بر پایه خشک بر حسب درصد، W_t وزن کل نمونه بر حسب گرم و W_s وزن ذرات جامد نمونه بر حسب گرم می‌باشد. میانگین رطوبت به‌دست آمده برابر با ۱۰/۵ درصد بر مبنای وزن خشک و ۲/۵ درصد بر مبنای وزن تر اندازه‌گیری شد. بافت خاک در این مطالعه به روش هیدرومتری تعیین شد، خاک مورد آزمون دارای ۲۲٪ شن، ۴۳٪ رس و ۳۵٪ سیلت بود که در مجموع خاک مورد آزمون دارای بافتی رسی بود.

درصد لغزش چرخ‌های محرک به‌روش استاندارد RNAM و با استفاده از رابطه ۲ محاسبه گردید:

$$S(\%) = \left\{ \frac{(A - B)}{A} \right\} \times 100 \quad (2)$$



که در آن (S) درصد لغزش چرخ‌های محرک، (A) مسافت طی شده به ازای ۱۰ دور گردش چرخ‌های محرک در حالت بدون بار و (B) مسافت طی شده به ازای همان تعداد دور گردش چرخ‌های محرک، تحت بار می‌باشد.

شبکه عصبی مصنوعی

به منظور تحلیل و بررسی داده‌های حاصل از آزمون تجربی در شبکه عصبی، قبل از هر عملی باید داده‌های وارد شده به محیط شبکه عصبی را نرمالیزه نمود. نرمالیزه نمودن داده‌ها معمولاً بین $[0, 1]$ یا $[-1, 1]$ انجام می‌شود. در این مطالعه نرمالیزه‌سازی داده‌ها بین $[-1, 1]$ انجام گرفت. برای انجام این عمل از رابطه ۴ استفاده شده است (منهاج، ۱۳۹۳).

$$nv_i = 2 \times \left(\frac{v_{min} - v_i}{v_{min} - v_{max}} \right) - 1 \quad (4)$$

در رابطه ۴، nv_i برابر با خروجی نرمالیزه شده، v_{min} کوچکترین داده، v_{max} بزرگترین داده و v_i داده‌ای که باید نرمالیزه شود می‌باشد. شبکه عصبی برای طراحی نیازمند ۳ دسته داده آموزشی^۱، اعتبارسنجی^۲ و آزمون^۳ می‌باشد. در این مطالعه از ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش، ۱۵ درصد برای اعتبارسنجی و ۱۵ درصد هم برای آزمون شبکه استفاده گردید. از آنجایی که شرایط مختلف آزمون تجربی مشکل از ۴ سرعت مختلف، ۴ سطح عمق و ۴ وضعیت سنگین کننده می‌باشد، لذا تعداد کل داده‌های تجربی به دست آمده برابر با ۶۴ حالت می‌باشد که از این تعداد ۴۴ داده برای آموزش، ۱۰ داده برای اعتبارسنجی و ۱۰ داده برای آزمون شبکه استفاده شد.

تعداد نرون‌های لایه میانی، با توجه به شرایط مساله مورد بررسی یعنی تعداد پارامترهای ورودی، تعداد پارامترهای خروجی و تعداد کل داده‌های تجربی بر اساس آزمون و خطا به دست می‌آید. در این مطالعه با توجه به شرایط حاکم بر مساله مورد بررسی تعداد نرون‌های لایه میانی بین ۷ تا ۱۵ نرون تغییر پیدا کرد.

مرحله بعدی در شکل‌گیری ساختار شبکه عصبی تعیین تابع انتقال برای لایه میانی و لایه خروجی می‌باشد. معیار انتخاب تابع انتقال، پیوسته و مشتق‌پذیر بودن تابع است. در این تحقیق در لایه میانی از تابع انتقال تانژانت هیپربولیک زیگموئید (رابطه ۵) و برای لایه خروجی از تابع خطی استفاده شده است (منهاج، ۱۳۹۳).

$$F(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (5)$$

^۱Training

^۲Validation

^۳Test



در جدول ۱ داده‌های آماری به دست‌آمده از شبکه مربوط به لغزش چرخ محرک برای دو الگوریتم یادگیری نشان داده شده است. در این بررسی به منظور دست‌یابی به شبکه با بالاترین عملکرد و کمترین مقدار خطا از دو الگوریتم لوبنرگ-مارکواریت (LM)^۱ و گرادیان مزدوج مقیاسی (SCG)^۲ استفاده گردید. نحوه انتخاب داده‌ها توسط شبکه و همچنین مقداردهی اولیه وزن‌ها و بایاس‌ها به شبکه به‌طور تصادفی انجام گرفت. در این مطالعه از شبکه پرسپترون چند لایه^۳ با الگوریتم پس‌انتشار خطا استفاده گردید و اجرای شبکه عصبی مصنوعی در محیط نرم‌افزار متلب^۴ انجام گرفت. مبنای تصمیم‌گیری برای انتخاب بهترین شبکه در هر بار اجرای برنامه، ضریب تبیین^۵ و ریشه میانگین مربعات خطا^۶ می‌باشد که به ترتیب در رابطه‌های ۶ و ۷ فرمول آنها نشان داده شده است.

جدول ۱- داده‌های به دست‌آمده از شبکه عصبی برای دو الگوریتم آموزشی

داده‌های آزمون		داده‌های آموزش		تعداد نرون در لایه میانی	نوع الگوریتم آموزشی
R ²	RMSE	R ²	RMSE		
۰/۹۶۸۹۷	۰/۰۳۲۲۸۲	۰/۹۳۸۵۱	۰/۰۴۰۱۹۲	۷	LM
۰/۹۹۱۱۴	۰/۰۱۵۷۱	۰/۹۷۸۶	۰/۰۳۰۰۷۳	۸	LM
۰/۹۳۷	۰/۰۶۲۵۵۶	۰/۹۹۰۵	۰/۰۲۴۷۹	۹	LM
۰/۸۳۲۵۹	۰/۰۹۵۹۱۹	۰/۹۲۳۳۸	۰/۰۵۶۴۳۱	۱۰	LM
۰/۹۹۱۶۳	۰/۰۱۰۸۲۸	۰/۹۹۲۲	۰/۰۰۱۱	۱۱	LM
۰/۸۵۵۰۶	۰/۰۴۴۵۲۳	۰/۹۲۲۷۲	۰/۰۴۱۱۷۳	۱۲	LM
۰/۴۱۷۰۱	۰/۱۱۲۸۴	۰/۹۸۴۸۴	۰/۰۲۷۹۳۲	۱۳	LM
۰/۸۸۵۶۲	۰/۰۸۶۲۳	۰/۹۷۴۱۱	۰/۰۴۵۵۹۳	۱۴	LM
۰/۹۵۸۶۸	۰/۰۵۴۳۸۶	۰/۹۷۵۵۷	۰/۰۳۳۴۷۴	۱۵	LM
۰/۹۴۷۷	۰/۰۵۲۰۳۱	۰/۹۴۲۷۱	۰/۰۵۳۶۸۵	۷	SCG
۰/۹۰۱۹	۰/۰۶۴۱	۰/۸۹۲۱۵	۰/۰۶۷۶۲	۸	SCG
۰/۸۱۸۳	۰/۰۹۴۴۶۴	۰/۸۰۵۴۱	۰/۰۹۶۵۲۸	۹	SCG
۰/۹۶۸۹	۰/۰۴۱۵۵۴	۰/۹۶۷۶۵	۰/۰۴۵۶۹۸	۱۰	SCG
۰/۹۳۳۱	۰/۰۷	۰/۹۳۲۲۶	۰/۰۷۲۴۸۳	۱۱	SCG
۰/۸۵۳۳۷	۰/۰۹۰۶۹۷	۰/۸۵۳۲۱	۰/۰۹۲۱۵۶	۱۲	SCG
۰/۹۸۳۹۴	۰/۰۲۹۴۸۱	۰/۹۷۲۳۹	۰/۰۳۸۹۶۵	۱۳	SCG
۰/۹۶۷۴۴	۰/۰۳۳۶۲۶	۰/۹۶۴۵۸	۰/۰۴۸۶۵۹	۱۴	SCG
۰/۹۶۸۹۷	۰/۰۳۲۲۸۲	۰/۹۷۱۲۳	۰/۰۳۹۷۵۶۳	۱۵	SCG

$$R^2 = 1 - \left(\frac{\sum_j (t_j - o_j)^2}{\sum_j (o_j)^2} \right) \quad (6)$$

^۱Levenberg - Marquardt

^۲Scaled Conjugate Gradient

^۳Multi-Layer Perceptron

^۴Matlab

^۵Coefficient of Determination

^۶ Root Mean Squared Error



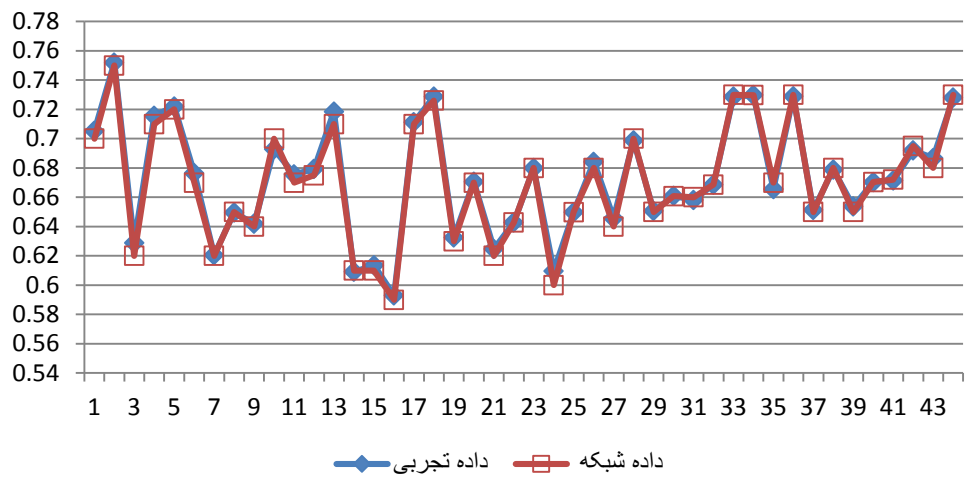
$$RMSE = \left((1/p) \sum_j |t_j - o_j|^2 \right)^{1/2} \quad (7)$$

به طوریکه t برابر با مقدار هدف، o مقدار خروجی شبکه و p نشان دهنده تعداد الگوهای مورد آزمایش می باشد. در آزمون تجربی سه پارامتر مستقل وجود داشت که در نتیجه شبکه دارای سه ورودی است. پارامتر نهایی محاسبه شده در آزمون تجربی، لغزش چرخ محرک می باشد، در نتیجه شبکه دارای یک خروجی است. بهترین عملکرد مدل بر اساس معیار R^2 ، مقدار ۱ و بر اساس معیار RMSE مقدار ۰ را به همراه دارد که نشان دهنده نزدیک تر بودن مقادیر محاسبه شده و پیش بینی شده به یکدیگر و دقیق تر بودن جوابها در هر مرحله است.

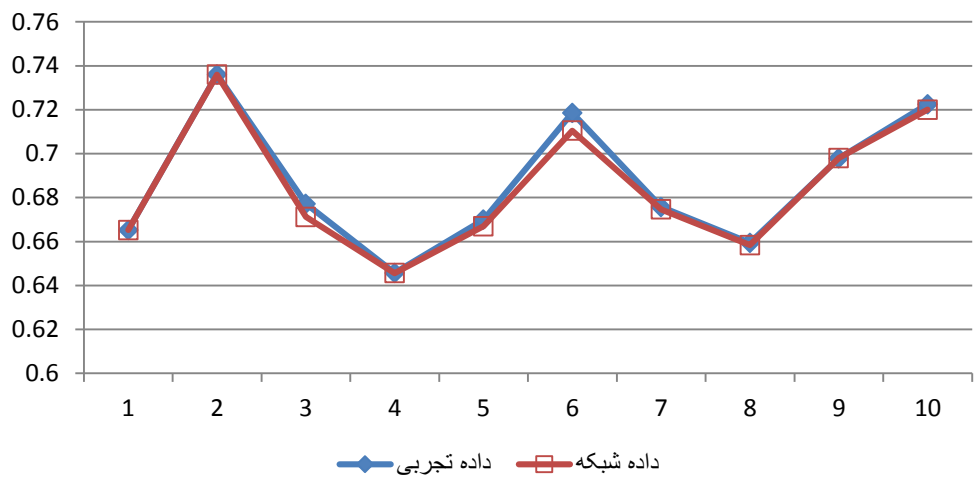
نتایج و بحث

هدف از به کارگیری مدل شبکه عصبی به عنوان یک رویکرد عملی، سنجش توانایی این روش به منظور پیش بینی لغزش چرخ محرک تراکتور در شرایط مختلف عمق شخم، سرعت پیشروی و وضعیت تراکتور از نظر سنگین کننده می باشد. در این مطالعه از شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس انتشار خطا استفاده شد. مقادیر حاصل از مدل سازی با شبکه عصبی مصنوعی با مقادیر حاصل از آزمون تجربی با یکدیگر مقایسه شدند و قابلیت اعتماد شبکه مورد بررسی قرار گرفت. به منظور آموزش شبکه از دو الگوریتم گرادیان مزدوج مقیاسی (SCG) و لونیبرک-مارکوارت (LM) استفاده گردید. برای تعیین تعداد نرون در لایه میانی به منظور حصول بهترین نتیجه، تعداد نرون ها برای هر دو الگوریتم یادگیری از ۷ تا ۱۵ نرون متغیر بود. هم چنین برای هر دو الگوریتم یادگیری از تابع انتقال تانژانت هیپربولیک زیگموئید (tansig) برای لایه میانی استفاده گردید. با توجه به جدول ۱ برای الگوریتم LM بهترین نتیجه که نشان دهنده کمترین مقدار RMSE و بیشترین مقدار R^2 می باشد، زمانی به دست آمد که شبکه در لایه میانی خود ۱۱ نرون دارد. مقادیر RMSE و R^2 برای آموزش شبکه در این حالت به ترتیب عبارتند از ۰/۰۰۱۱ و ۰/۹۹۸۹ و برای مرحله آزمون شبکه مقادیر به دست آمده برای پارامترهای RMSE و R^2 به ترتیب عبارتند از ۰/۰۱۰۸۲۸ و ۰/۹۹۸۶۳.

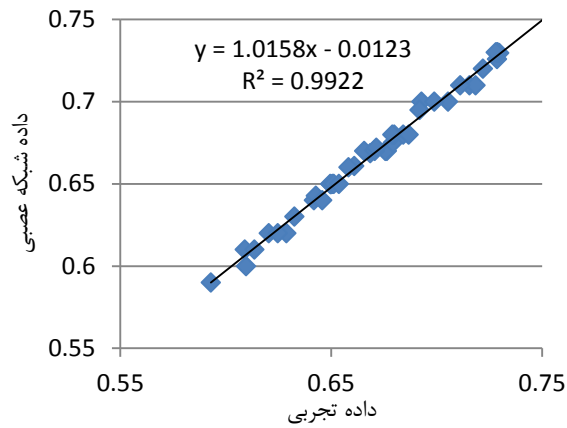
در شکل ۱ و ۲ مقایسه الگوهای به دست آمده حاصل از آزمون تجربی و شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم یادگیری LM و تعداد ۱۱ نرون در لایه میانی، برای دو حالت آموزش و آزمون شبکه نشان داده شده است. هم چنین مقایسه رگرسیون داده های حاصل از آزمون تجربی و داده های مربوط به شبکه عصبی با الگوریتم یادگیری LM و تعداد ۱۱ نرون در لایه میانی به ترتیب برای حالت آموزش و آزمون شبکه در شکل های ۳ و ۴ نشان داده شده است.



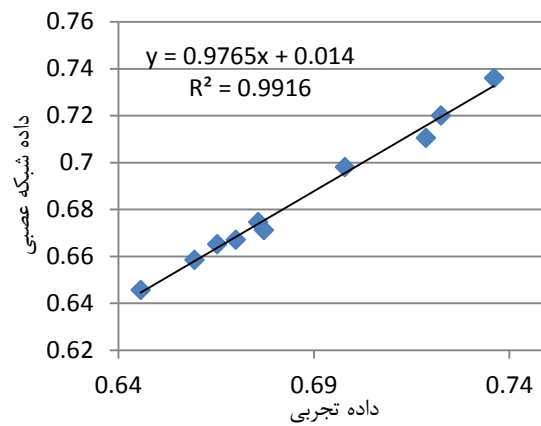
شکل ۱ - مقایسه الگوهای به‌دست‌آمده از شبکه عصبی با ساختار LM-11 و داده‌های حاصل از آزمون تجربی برای حالت آموزش



شکل ۲ - مقایسه الگوهای به‌دست‌آمده از شبکه عصبی با ساختار LM-11 و داده‌های حاصل از آزمون تجربی برای حالت آزمون

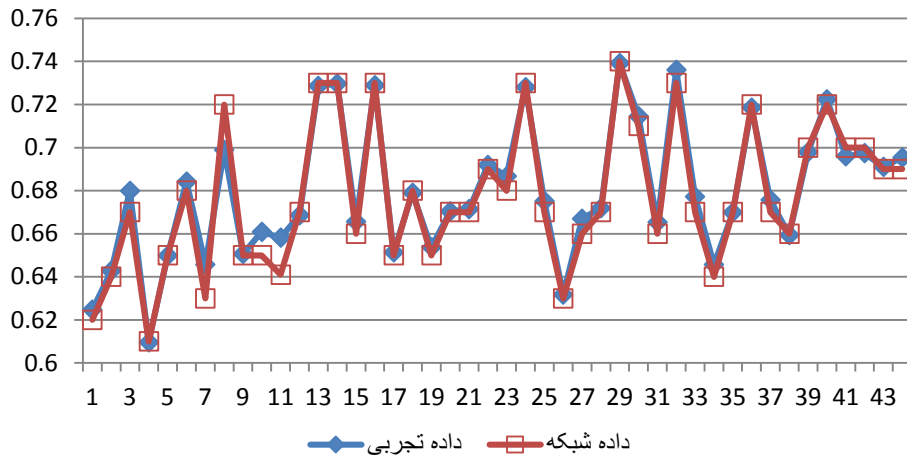


شکل ۳- رگرسیون بین داده‌های تجربی و شبکه مربوط به حالت آموزش شبکه با ساختار LM-11

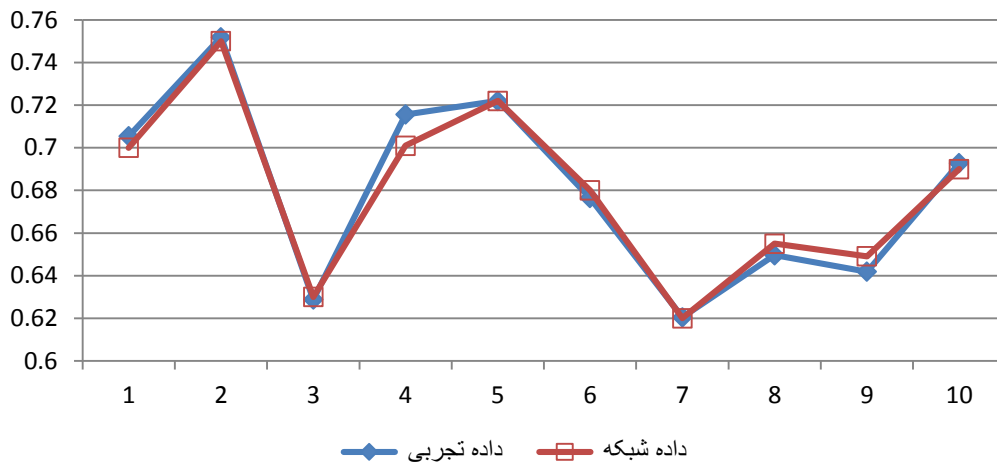


شکل ۴- رگرسیون بین داده‌های تجربی و شبکه مربوط به حالت آموزش شبکه با ساختار LM-11

زمانی که شبکه عصبی با الگوریتم SCG آموزش دید، بهترین نتایج که نشان‌دهنده کمترین مقدار RMSE و بالاترین مقدار R^2 می‌باشد با وجود ۱۳ نرون در لایه میانی به‌دست آمد. در این حالت مقادیر RMSE و R^2 به ترتیب برای حالت آموزش شبکه عبارتند از ۰/۰۳۸۹۶ و ۰/۹۷۲۳۹. همچنین برای حالت آموزش این مقادیر به ترتیب عبارتند از ۰/۰۲۹۴۸ و ۰/۹۸۳۹۴. در شکل‌های ۵ و ۶ به ترتیب مقایسه الگوهای به‌دست آمده از شبکه عصبی و داده‌های حاصل از آزمون تجربی برای حالت آموزش و آزمون شبکه با الگوریتم SCG و تعداد ۱۳ نرون در لایه میانی نشان داده شده است.

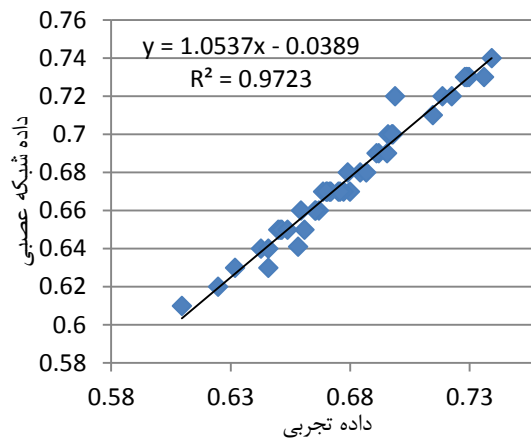


شکل ۵- مقایسه الگوهای به دست آمده از شبکه عصبی با ساختار SCG-13 و داده‌های حاصل از آزمون تجربی برای حالت آموزش

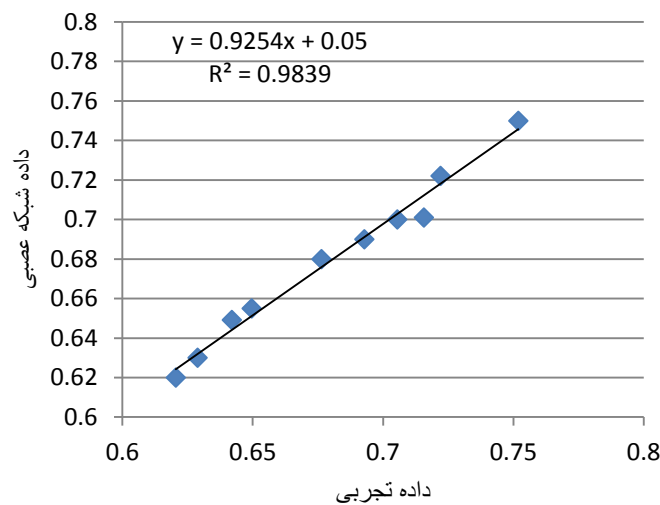


شکل ۶- مقایسه الگوهای به دست آمده از شبکه عصبی با ساختار SCG-13 و داده‌های حاصل از آزمون تجربی برای حالت آزمون

مقایسه رگرسیونی داده‌های به دست آمده از شبکه عصبی و داده‌های حاصل از آزمون تجربی برای شبکه با الگوریتم یادگیری SCG و تعداد ۱۳ نرون در لایه میانی انجام شد. نمودارهای مربوط به حالت آموزش و آزمون شبکه به ترتیب در شکل‌های ۷ و ۸ نشان داده شده است.



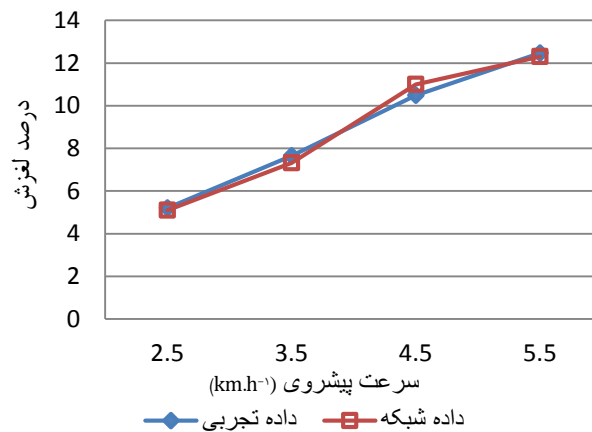
شکل ۷- رگرسیون بین داده‌های تجربی و شبکه مربوط به حالت آموزش شبکه با ساختار SCG-13



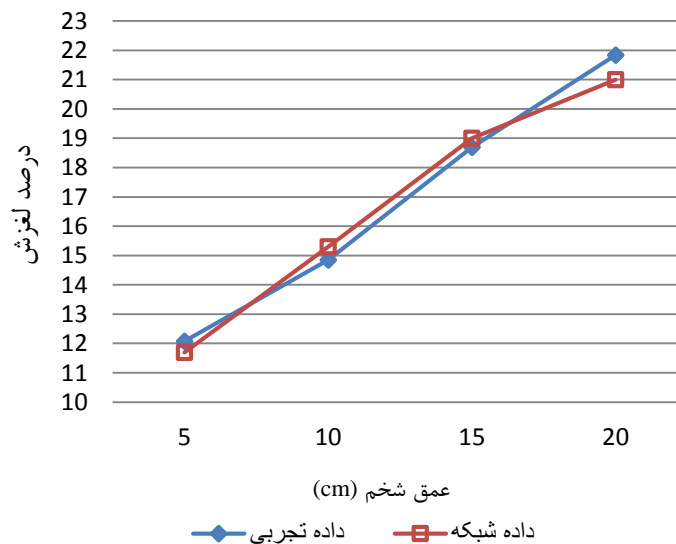
شکل ۸- رگرسیون بین داده‌های تجربی و شبکه مربوط به حالت آموزش شبکه با ساختار SCG-13

با مقایسه داده‌های به‌دست آمده از دو الگوریتم آموزشی و تعداد نرون‌های متفاوت در لایه میانی آنها، مشخص گردید که الگوریتم یادگیری لونبرک- مارکوارت با تعداد ۱۱ نرون در لایه میانی بالاترین دقت را در مدل‌سازی بازده کششی تراکتور داشته است. میانگین لغزش به‌دست‌آمده در سرعت‌های مختلف برای آزمون تجربی و میانگین لغزش تخمین زده شده به‌واسطه شبکه عصبی در شکل ۹ نشان داده شده است. با توجه به شکل مشاهده می‌شود که با افزایش سرعت پیشروی لغزش افزایش معنی‌داری دارد و

شبکه عصبی نیز توانسته با دقت بالایی این روند را پیش‌بینی کند. در شکل ۱۰ مقدار میانگین درصد لغزش به‌دست‌آمده برای آزمون تجربی و مقدار میانگین آن برای داده‌های حاصل از شبکه عصبی مصنوعی در عمق‌های مختلف شخم نشان داده شده است. با توجه به شکل مشاهده می‌شود که در آزمون تجربی با افزایش عمق شخم درصد لغزش افزایش می‌یابد. با افزایش عمق شخم، نیروی گیرایی چرخ با خاک افزایش می‌یابد و با افزایش نیروی گیرایی، درصد لغزش چرخ‌های محرک نیز افزایش خواهد یافت [۱۱]. با توجه به شکل مشاهده می‌شود که شبکه عصبی مصنوعی توانسته این الگو را به‌خوبی پیش‌بینی کند.



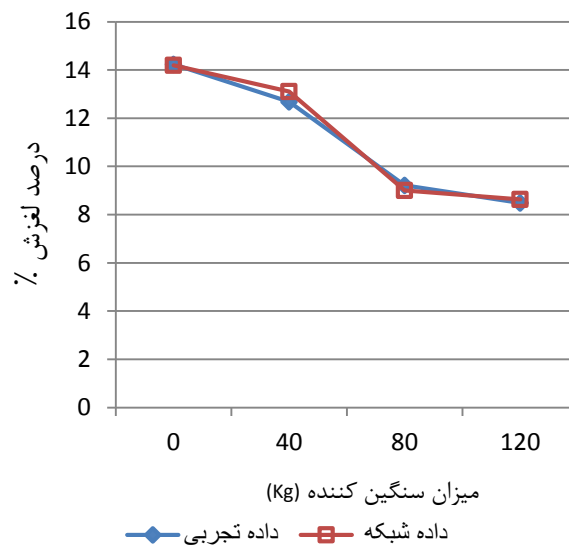
شکل ۹- مقایسه میانگین درصد لغزش در سرعت‌های مختلف



شکل ۱۰- مقایسه میانگین درصد لغزش در عمق‌های مختلف



در شکل ۱۱ میانگین درصد لغزش چرخ محرک تراکتور در سطوح مختلف سنگین کننده، برای داده‌های تجربی و داده‌های به-دست‌آمده از شبکه عصبی نشان داده شده است. همانطور که از شکل مشخص است با افزایش میزان وزنه سنگین کننده، میانگین درصد لغزش تراکتور کاهش پیدا می‌کند. با مقایسه میانگین داده‌های حاصل از آزمون تجربی و میانگین داده‌های به‌دست‌آمده از شبکه عصبی مصنوعی مشاهده می‌شود که شبکه عصبی از دقت تخمین بالایی برخوردار است.



شکل ۱۱- مقایسه میانگین درصد لغزش در سطوح مختلف سنگین کننده

نتیجه‌گیری

در این مطالعه به بررسی و تخمین درصد لغزش چرخ محرک تراکتور با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرداخته شده است. نتایج به دست آمده و همچنین آنالیز رگرسیونی نشان می‌دهد که شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی درصد لغزش تراکتور در شرایط مختلف عمق شخم، سرعت پیشروی و وضعیت تراکتور از نظر میزان سنگین کننده، کارایی بالایی دارد. در این مطالعه از الگوریتم‌های آموزشی LM و SCG استفاده شده است و بهترین نتیجه برای تخمین درصد لغزش شبکه با الگوریتم آموزشی LM و ۱۱ نرون در لایه میانی می‌باشد که بهترین عملکرد را از خود نشان داد. در تخمین درصد لغزش مقدار خطای RMSE و ضریب تبیین R^2 به دست آمده برای شبکه با بهترین عملکرد به ترتیب عبارتند از ۰/۰۱۰۸۲۸ و ۰/۹۹۱۶۳.

از آنجایی که ماهیت مسئله پیچیده و چندمتغیره می‌باشد احتمال اینکه الگوریتم‌های ریاضی و عددی ناکارآمد باشند وجود دارد. لذا شبکه عصبی مصنوعی نسبت به آنها دارای الویت و حق تقدم می‌باشد. در پایان اینکه شبکه عصبی مصنوعی یک بستر دقیق و ساده را برای آنالیز درصد لغزش تراکتور فراهم کرده است. مدل توسعه داده شده را می‌توان به منظور مطالعه درصد لغزش چرخ‌های محرک تراکتور در کارهای آینده به عنوان مرجع قرار داد. این مدل را می‌توان با اضافه کردن منطق فازی به آن توسعه داد.

منابع

منهاج. محمدباقر. ۱۳۹۳. مبانی هوش مصنوعی. انتشارات امیرکبیر.

Brixius WW. ASAE1987. Traction prediction equations for bias ply tires, Paper No. 87-1

Ghaboussi, J., J.H. Garrett Jr, and X. Wu. 1991. Knowledge-based modeling of material behavior with neural networks. Journal of Engineering Mechanics 117(1):132-153..

Kushwaha, R.L; Z,X. Zhang.1998. Evaluation of factors and current approaches related to computerized design of tillage tools: a review. Journal of Terramechanics: 35- 69-86.

Lyasko, M. 2010. Slip sinkage effect in soil-vehicle mechanics. Journal of Terramechanics.

Vol.47(1), 21-31.

Sahu, R. K; and H, Raheman. 2008. A decision support system on matching and field performance

prediction of tractor-implement system.Computers and Electronics in Agriculture.Vol 60(1), 76-86.

Reed, J; and P.E, Turner. 1993. Slip Measurement Using Dual Radar guns, ASAE Paper . No 93- 1031.622.

Zoz, FM. 1970. Predicting tractor field performance. ASAE, PaperNo. 70-118.