

یادداشت پژوهشی

پیش‌بینی مقاومت غلتشی چرخ براساس پارامترهای مهم حرکتی با استفاده از شبکه عصبی

مصنوعی

فاطمه قشلاقی^۱ - عارف مردانی^{۲*}

تاریخ دریافت: ۱۳۹۳/۰۶/۰۹

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۳/۱۰/۱۶

چکیده

یکی از عمده‌ترین افت‌های انرژی زمانی که چرخ روی خاک نرم حرکت می‌کند، مقاومت غلتشی می‌باشد. بهینه‌سازی مقدار مقاومت غلتشی به بهبود بازده انرژی کمک خواهد کرد، مدل‌سازی دقیق برهم‌کنش خاک-تایر کلید اساسی برای این بهینه‌سازی است و نیاز به آزمایش‌های مزرعه‌ای پرهزینه را حذف کرده و زمان مورد نیاز آزمایش را کاهش می‌دهد. در این تحقیق جهت پیش‌بینی مقاومت غلتشی چرخ غیر محرک با در نظر گرفتن برخی پارامترهای حرکتی مانند فشار باد تایر، سرعت پیشروی و بار عمودی متغیر روی چرخ که با استفاده از یک آزمونگر تک چرخ در انباره خاک صورت گرفت، از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. شبکه پس‌انتشار برگشتی با ۳۵ نرون در لایه پنهان و ۱ نرون در لایه خروجی و الگوریتم آموزشی لوبنرگ-مارکوارت بهترین عملکرد را نشان داد. ضریب همبستگی آزمون شبکه مزبور ۰/۹۲ بوده است. نتایج شبیه‌سازی شبکه عصبی عدم وابستگی مقاومت غلتشی چرخ به پارامتر سرعت پیشروی را نشان داد و تأیید کرد که با افزایش فشار باد تایر و کاهش بار عمودی روی چرخ مقاومت غلتشی کاهش خواهد یافت.

واژه‌های کلیدی: آزمونگر تک چرخ، بار عمودی، شبکه عصبی مصنوعی، فشار باد تایر، مقاومت غلتشی

مقدمه

ساده‌ترین راه کاهش تغییر شکل تایر و کاهش پسماند حرارتی و در نتیجه مقاومت غلتشی چرخ می‌باشد. اما تأثیر این افزایش فشار باد در ماشین‌هایی که خارج از جاده حرکت و فعالیت می‌نمایند با توجه به ویژگی‌های متفاوت خاک‌های مختلف، بسیار متفاوت و قابل بررسی می‌باشد. همچنین تأثیر بار عمودی روی چرخ نیز عاملی دیگر و بسیار مؤثر بر تغییر شکل تایر، میزان نفوذ آن در خاک و در نتیجه اندازه مقاومت غلتشی است که در ترکیب با فشارهای متفاوت باد داخل تایر دارای تأثیرات متنوعی می‌باشد. بررسی این تأثیرات با وارد شدن پارامتر سرعت پیشروی چرخ به‌عنوان متغیری دیگر از پیچیدگی بیشتری برخوردار خواهد شد. بدین منظور تحقیقات متنوعی در این زمینه صورت گرفت.

براساس مطالعات سلف و سامرز^۳ مقاومت غلتشی چرخ، به‌صورت معنی‌داری متأثر از بار دینامیکی روی چرخ می‌باشد. آن‌ها این تأثیر را متفاوت از مدل‌های مرسوم پیش‌بینی با فرض بارهای استاتیکی^۴ گزارش کردند (Self and Summers, 1998). پیتر کیس^۴

مقاومت غلتشی چرخ‌ها، یکی از عمده‌ترین افت‌های انرژی در چرخ‌ها به‌شمار می‌رود و غالباً برآیندی از دو فرآیند تغییر شکل خاک و تغییر شکل چرخ معرفی می‌شود. این نیروی مقاوم تحت تأثیر طراحی تایر و پارامترهای حرکتی چرخ و ویژگی‌های زمین می‌باشد. پارامترهای طراحی تایر به‌طور مثال شامل قطر، پهنا، مقطع، ارتفاع مقطع، فشار باد و رابطه بارگذاری خمشی می‌باشد. خصوصیات زمین شامل نوع خاک، رطوبت و مقدار تراکم آن بوده در حالی که پارامترهای حرکتی چرخ شامل بارگذاری عمودی روی چرخ‌ها و سرعت حرکت آنها و یا فشار باد تایر می‌باشد (Keshaw and Tiwari, 2006). تغییر در فشار باد تایر یکی از راه‌های تغییر انرژی کرنشی است که موجب تغییر مقاومت چرخ در برابر تغییر شکل در اثر اعمال نیرو می‌گردد. افزایش فشار باد تایر یک راه مؤثر و شاید

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه ارومیه

۲- دانشیار، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه ارومیه

(Email: a.mardani@urmia.ac.ir

*) نویسنده مسئول

3- Self & Summers

4- Peter Kiss

علمی نداشته است اما با توجه به اینکه تقابل چرخ و خاک دربرگیرنده متغیرهای عدیده‌ای است رویکرد قابل توجهی به نظر می‌رسد. شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از بهترین روش‌های محاسباتی می‌باشد که قابلیت‌های این روش در تخمین رگرسیون‌های پیچیده را می‌توان به‌عنوان امتیازی برای این روش در مقایسه با روش‌های تحلیلی و آماری برشمرد -Rahimi-Ajdadiand and Abbaspour- (Gilandeh, 2011). تحقیقات پیشین، غالباً به یک یا دو متغیر محدود بوده و تحلیل‌های نسبتاً پیچیده‌ای در رابطه با متغیرهای زیادتر پیشنهاد می‌شد. فرآیند حرکت چرخ بر روی خاک با متغیرهای زیادی روبه‌رو است که با وجود سعی برای تثبیت برخی از این پارامترها، به ناچار تعدادی از این متغیرها قابل تثبیت در سطوح معین نخواهند بود. علاوه بر این، پارامتر سختی خاک متغیر پیچیده‌ای است و ایجاد شرایط مشابه به منظور تکرار آزمون‌ها بسیار دشوار است. فرآوری خاک، خصوصیات خاک را تغییر داده و با توجه به اینکه غالب روش‌های آماری متداول، مبتنی بر داده‌های مربوط به تکرار آزمایش‌ها می‌باشد از این‌رو دسترسی به این داده‌ها دشوار به نظر می‌رسد. یکی از قابلیت‌های شبکه‌های عصبی، خلاصی از همین محدودیت است به گونه‌ای که داده‌های ورودی، حتماً لازم نیست دارای تکرارهایی با یک سری سطوح معین باشند. بنابراین انتظار می‌رود که شبکه عصبی مصنوعی بتواند با دقت بیشتری مقاومت غلتشی را پیش‌بینی نماید. در این تحقیق شبکه عصبی مناسب برای داده‌های به‌دست آمده از آزمایش‌ها، آموزش یافته و به بررسی رابطه بین پارامترهای سرعت پیشروی، بار دینامیکی و فشار باد تایلر با مقاومت غلتشی پرداخته شد. با ثابت در نظر گرفتن بار روی چرخ، خروجی شبکه عصبی مصنوعی، کاهش مقاومت غلتشی چرخ با افزایش فشار باد تایلر را تأیید کرد. تعریف یک بار سینوسی به‌عنوان بار دینامیکی روی چرخ و در قالب ورودی شبکه عصبی مصنوعی آموزش یافته، در خروجی شبکه، منجر به ایجاد مقاومت غلتشی با تابع سینوسی منطبق با بار روی چرخ شد و این خروجی، انطباق نمودار تغییرات بار دینامیکی و مقاومت غلتشی به‌وجود آمده در چرخ را طی بارهای متغیر نشان داد. بررسی تغییرات مقاومت غلتشی چرخ در برابر تغییرات سرعت پیشروی براساس شبکه عصبی آموزش یافته نتایجی مشابه تحلیل آماری معمولی این دو پارامتر در برداشت و براساس خروجی‌های شبکه عصبی مزبور، مقاومت غلتشی، مستقل از سرعت پیشروی چرخ دیده شد.

مواد و روش‌ها

جهت انجام آزمایشات از یک آزمونگر تک چرخ در محیط انباره خاک در آزمایشگاه گروه مکانیک ماشین‌های کشاورزی دانشگاه ارومیه استفاده شد. هدف از انجام آزمایشات اندازه‌گیری مقاومت

مؤلفه‌های مختلف مقاومت غلتشی چرخ را در اثر بار دینامیکی بررسی کرد و سهم هر بخش از عوامل ایجاد مقاومت غلتشی تعیین شد. طبق نتایج تحقیق وی در حدود ۴۴٪ از انرژی کل مصرفی چرخ در قالب مقاومت غلتشی صرف تغییر شکل چرخ و در حدود ۵۶٪ آن نیز صرف تغییر شکل در خاک شده است (Kiss and Laib, 2005). پیتکا و همکاران^۱ تأثیر سرعت پیشروی یک چرخ را بر روی مقاومت غلتشی بررسی کرده و این اثر را معنی‌دار گزارش کردند. این محققین، فشار باد تایلر را هم در این رابطه مؤثر گزارش کردند به گونه‌ای که در فشار باد کمتر، کاهش سرعت پیشروی چرخ، منجر به افزایش بیشتری در میزان مقاومت غلتشی چرخ نسبت به فشار باد بالا خواهد گردید (Pytko and Dabrowski, 2001). ژنت و والتز تأثیر فشار بر مقاومت غلتشی چرخ‌هایی که روی سطوح سخت حرکت می‌کردند را مورد بررسی قرار دادند. نتایج تحقیقات آن‌ها نشان داد که میزان مقاومت غلتشی در فشارهای باد کمتر از ۱۰۰ کیلوپاسکال خیلی بالا است و با افزایش فشار باد تایلر میزان مقاومت غلتشی در یک روند نزولی کاهش می‌یابد و در فشارهای باد بالاتر از ۲۵۰ کیلوپاسکال شیب کاهش مقاومت غلتشی به کندی می‌گراید. براساس همین تحقیق در تایلرهای بزرگتر، میزان کاهش مقاومت غلتشی با افزایش فشار باد تایلر تقریباً روند یکنواختی داشت (Gent and Walter, 2006). زوز و گریسو^۲ به بررسی اثر سرعت پیشروی تراکتور بر مقاومت غلتشی چرخ‌ها پرداختند و به این نتیجه رسیدند که تأثیر سرعت پیشروی تراکتور بر مقاومت غلتشی چرخ‌ها در محدوده تقریبی سرعت ۵ تا ۵+ متر بر ثانیه در مزرعه، کم می‌باشد (Zoz and Griss, 2003).

کاترمارش^۳ در واحد مهندسی ارتش آمریکا طی پژوهشی بر روی خاک‌های شنی به بررسی اثر سرعت پیشروی چرخ بر مقاومت غلتشی پرداخت. آزمونگر مورد استفاده توسط این محقق، از قابلیت تأمین سرعت‌های بالا برخوردار بود و نتایج آزمایش‌های وی، حاکی از تأیید تأثیر سرعت پیشروی بر مقاومت غلتشی چرخ مخصوصاً در سرعت‌های بالا بوده است (Coutermarsh, 2007). ایگنما و دابوفسکی^۴ طی بررسی دینامیک حرکت ربات‌ها به این نکته اشاره کردند که یکی از عوامل متغیر بودن مقاومت غلتشی یک چرخ در وضعیت حرکت بر روی خاک، عدم ثبات پارامترهای خاک است که به‌طور خاص، به مقدار زاویه اصطکاک داخلی خاک و همچسبی خاک اشاره کرده‌اند (Iagnemma and Dubowsky, 2005). استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی مقاومت غلتشی چرخ‌ها بر روی خاک علی‌رغم اینکه سابقه چندانی در منابع

1- Pytko et al.

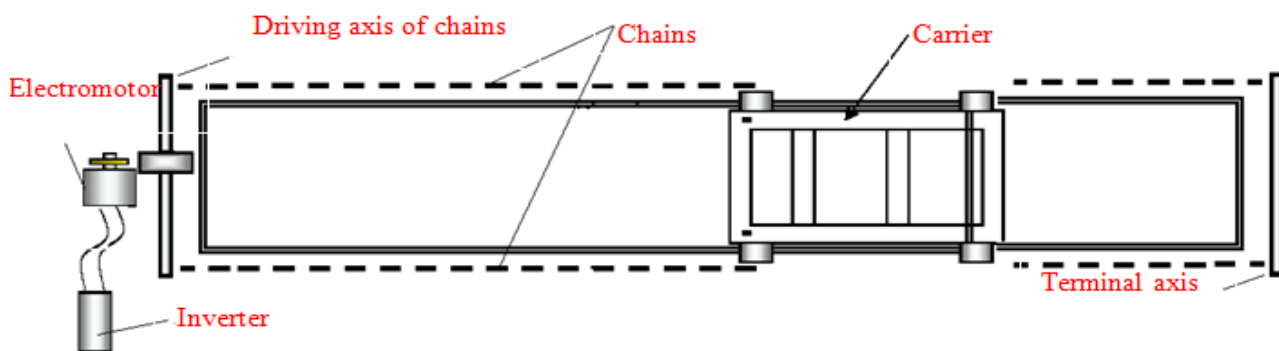
2- Zoz and Grisso

3- Coutermarsh

4- Iagnemma and Dubowsky

تعبیه شد که هر یک از لودسل‌ها به نمایشگر جداگانه‌ای متصل شدند. مطابق شکل ۳ کل نیروی افقی وارده بر چرخ غیر محرک، معادل مقاومت غلتشی چرخ می‌باشد، بدین ترتیب، باید در هر لحظه، اندازه خروجی‌های لودسل‌ها با یکدیگر جمع گردد. نمایشگرها دارای یک خروجی با پورت RS232 می‌باشد و می‌تواند به صورت مستقل به یک کامپیوتر منتقل شود. چون داده‌های خروجی چهار لودسل افقی و یک لودسل عمودی باید همزمان منتقل و ثبت شوند، لذا از یک رابط مجزا جهت انتقال داده‌ها به کامپیوتر استفاده شد. رابط دارای هشت کانال ورودی می‌باشد و در هر کانال، قابلیت ثبت داده‌ها با فرکانس ۳۰ هرتز پیش‌بینی شده است. برنامه‌ریزی این رابط به گونه‌ای طراحی شد که مدت زمان ثبت داده‌ها قابل تنظیم باشد. خروجی این سامانه در قالب دو کابل USB به کامپیوتر منتقل می‌شود و داده‌های مربوط به تک تک کانال‌ها به سادگی قابل انتقال به محیط‌های دیگر از جمله اکسل است. شکل ۴ مجموعه نمایشگرها و سیستم ثبت داده را نشان می‌دهد.

غلطشی چرخ در شرایط متغیر پارامترهای حرکتی چرخ و خصوصیات خاک می‌باشد. بدین منظور یک انباره خاک دارای عرض مفید ۲ متر و طول ۲۴ متر با توان الکتروموتور محرک ۳۰ اسب بخار از خاک لومی سنی پر شد. جهت تغذیه الکتروموتور از یک اینورتر با فرکانس متغیر استفاده شد که قادر بود سرعت‌های متفاوتی را در محور خروجی الکتروموتور ایجاد کند. اینورتر به کار برده شده با استفاده از سایر بخش‌های مربوط به تغذیه و فیوزهای ورودی برق سه فاز، به صورت یک تابلو کنترل در نزدیکی الکتروموتور محرک انباره خاک نصب شد. شکل ۱ طرح شماتیکی از مجموعه تجهیزات تعبیه شده در انباره خاک و شکل ۲ تصویری از آزمونگر تک چرخ ساخته شده را در وضعیت نصب بر روی حامل نمایش می‌دهد. این آزمونگر شامل چهار بازوی موازی افقی و یک بازوی عمودی جهت اعمال بار عمودی می‌باشد که دارای قابلیت جابه‌جایی در دو بعد طولی و عمودی انباره خاک می‌باشد. در بازوهای افقی، لودسل‌های S شکل با ظرفیت ۲۰۰ کیلوگرم و در بازوی عمودی هم یک لودسل با ظرفیت ۵۰۰ کیلوگرم



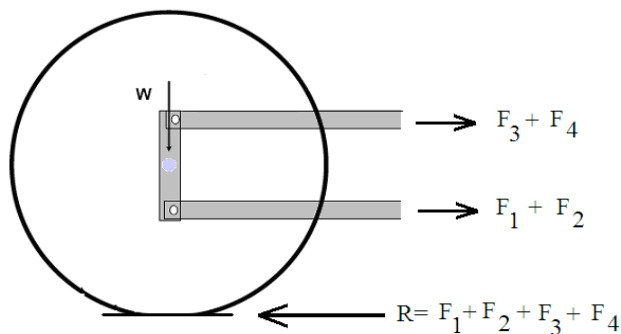
شکل ۱- انباره خاک و تجهیزات آن

Fig.1. Soil bin and its equipment



شکل ۲- آزمونگر تک چرخ در انباره خاک

Fig.2. Single-wheel tester in soil bin



شکل ۳- نیروی مقاومت غلتشی وارد بر چرخ

Fig.3. Rolling resistance on the wheel



شکل ۴- نمایشگرها، رابط و سیستم داده‌برداری

Fig.4. Data loggers, interface and data acquisition system

جهت اندازه‌گیری این پارامتر از یک نفوذسنج مخروطی دیجیتالی (مدل Rimik CP20) استفاده شد که می‌توانست مطابق با تنظیماتی که بر روی آن انجام می‌شد در عمق‌های مختلف خاک مقادیر مربوط به مقاومت نفوذی خاک را ثبت کند. در هر مسیر قبل از حرکت چرخ در ۵ قسمت مختلف که تقریباً در همان مسیر چرخ بود، از نفوذسنج استفاده شد. نفوذسنج به آهستگی تا عمق ۲۰ سانتی‌متر به داخل خاک فرو برده شد و مطابق با تنظیماتی که صورت گرفت در هر قسمت هشت داده با فاصله ۲/۵ سانتی‌متری ثبت شد که در آخر با میانگین‌گیری از این داده‌ها، پارامتر شاخص مخروطی مسیری که چرخ در آن مورد آزمایش قرار گرفت در عمق ۲۰ سانتی‌متری به دست آمد. این پارامتر به‌عنوان ورودی مدل ویسمر-لوث جهت تخمین مقاومت غلتشی چرخ استفاده شد.

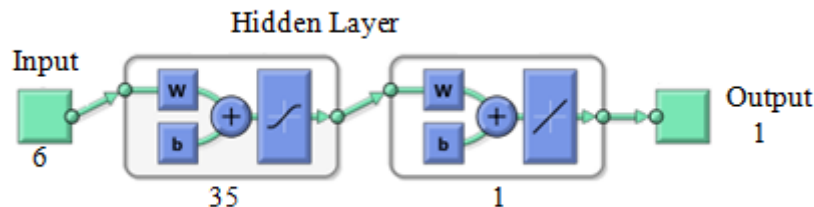
به‌طور کلی آزمایشات در سه سطح سرعت ۰/۹، ۱/۶ و ۲/۳ کیلومتر بر ساعت، سه سطح فشار باد تایر ۱۰۰، ۲۰۰ و ۳۰۰ کیلوپاسکال و سه سطح بار عمودی ۱، ۲ و ۳ کیلو نیوتن صورت گرفت که هر آزمایش با سطوح ثابت سرعت، فشار باد تایر و بار عمودی در ۳ شرایط متفاوت از نظر خصوصیات و پارامترهای سختی خاک انجام شد و در نهایت ۸۱ آزمایش به انجام رسید. برای این که بتوان شرایط متنوع سختی خاک را در طی آزمایش‌های چرخ و خاک فراهم کرد از

تایر مورد استفاده در این تحقیق، یک تایر پنوماتیکی متحرک Good year می‌باشد (9.5L-14, 6 ply, Good year) که فشار باد تایر قبل از انجام هر آزمایش توسط یک کمپرسور و یک فشارسنج تنظیم شد. در این تحقیق جهت اندازه‌گیری برخی از خصوصیات خاک، از آزمون صفحات مدل بکر استفاده شد. برای انجام این آزمایش‌ها از سه صفحه مستطیلی شکل استفاده شد که دارای طول یکسان ۳۰ سانتی‌متر و عرض‌های متفاوت ۱۵، ۲۰ و ۲۵ سانتی‌متر می‌باشند و در نهایت مشخصه مکانیکی خاک براساس روش بکر که دارای سه مشخصه پارامتر سختی مربوط به چسبندگی (k_c)، پارامتر سختی مربوط به اصطکاک داخلی (k_0) و ثابت خاک (n) برای توصیف وضعیت خاک می‌باشد مطابق رابطه (۱) برای هر آزمایش محاسبه گردید (Bekker, 1960).

$$P = (K_c/b + K_0) Z^n \quad (1)$$

دسته دیگری از مدل‌های مربوط به بررسی و پیش‌بینی پارامترهای برهم‌کنش چرخ و خاک، مدل‌های مبتنی بر روش WES می‌باشند که وضعیت خاک در آن‌ها صرفاً به‌صورت یک پارامتر بیان می‌شود. از جمله این روش‌ها، مدل ویسمر و لوث است که یکی از مدل‌های مبتنی بر عدد چرخ و شاخص مخروطی خاک می‌باشد.

در این تحقیق جهت بهینه‌سازی مقاومت غلتشی از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. شکل ۵ ساختار شبکه عصبی با ۳۵ نورون، ۶ ورودی و ۱ خروجی را به شکل خلاصه نمایش می‌دهد.



شکل ۵- شبکه عصبی با ۳۵ نورون، ۶ ورودی و ۱ خروجی

Fig.5. Neural network with 35 neurons, 6 input and 1 output

جدول ۱- خصوصیات آماری داده‌های استفاده شده در شبکه عصبی مصنوعی

Table 1- Statistical properties of data used in artificial neural network

پارامترهای متغیر	حداکثر	حداقل	میانگین	واریانس
Speed ($m s^{-1}$)	2.3	0.9	1.6	0.33
Vertical load (kN)	6.46	0.6	3.07	1.60
Pressure (kPa)	300	100	210	168
K_c (kNm^{-n-1})	0.76	-1.26	0.12	0.10
K_a (kNm^{-n-2})	13.36	3.16	6.53	3.19
n	2.32	0.62	1.11	0.09
Rolling resistance (kN)	0.96	10^7	0.11	0.01
		3.95×6		

نتایج و بحث

به‌منظور یافتن بهترین شرایط پیکربندی شبکه عصبی تعداد مختلف نرون با یک و دو لایه مخفی و با استفاده از انواع مختلفی از الگوریتم و توابع انتقال مورد آزمایش قرار گرفتند. براساس مقدار خطا از الگوریتم آموزشی لونیبرگ-مارکووارت^۲، شبکه عصبی با ۳۵ نرون در لایه مخفی با تابع تانژانت سیگموئید و ۱ نرون در لایه خروجی با تابع محرک خطی انتخاب شد. در شکل ۶ نمودارهای رگرسیون بین مقادیر واقعی مقاومت غلتشی و مقادیر پیش‌بینی شده مقاومت غلتشی در مرحله آموزش، اعتبارسنجی و آزمون داده‌ها با استفاده از الگوریتم آموزشی لونیبرگ-مارکووارت نشان داده شده است. همانطور که مشاهده شد در مجموعه آزمایش، دقت پیش‌بینی شده بسیار نزدیک به دقت در مجموعه آموزش است. این به آن معنی است که انتخاب

سه بار عبور چرخ استفاده شد. هر آزمایش در طول ۶ متری از کانال خاک صورت می‌گرفت به طوری که در ابتدا به‌منظور کاهش هرگونه اثرات در بستر خاک، چرخ دو متر حرکت داده می‌شد و در ۴ متر باقی مانده داده‌برداری صورت می‌گرفت.

شبکه عصبی از الگوریتم آموزش پس انتشار^۱ استفاده شد و در نهایت با استفاده از روش آزمون و خطا، تابع انتقال، تعداد لایه‌های مخفی و تعداد نرون‌ها در لایه‌های مخفی در نظر گرفته شد. مقایسه عملکرد مدل‌های شبکه عصبی براساس معیارهای میانگین مربعات خطا و ضریب همبستگی صورت گرفت.

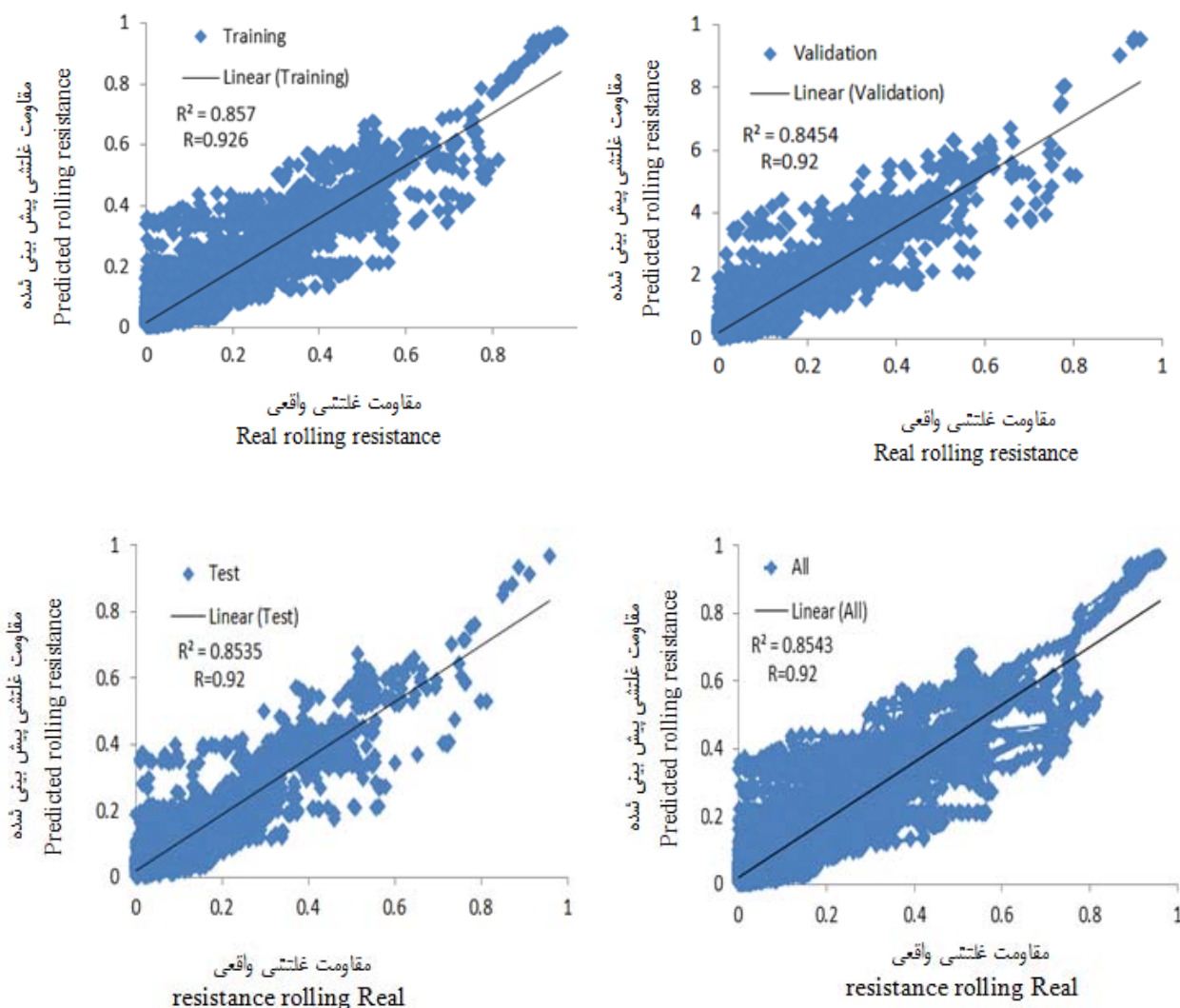
در ابتدا مجموعه‌ای از پارامترهای مؤثر با توجه به مطالعات قبلی انتخاب شد که این پارامترها شامل شش پارامتر ورودی فشار باد تاپر، بار عمودی، سرعت پیشروی، پارامتر سختی مربوط به چسبندگی، پارامتر سختی مربوط به اصطکاک داخلی و ثابت خاک بوده‌اند که اثرات مهمی بر روی مقاومت غلتشی دارند. مجموع همه داده‌های به‌دست آمده بیست و هشت هزار و سیصد و هشتاد سطر بود که به‌طور کامل در اختیار شبکه عصبی قرار داده شد. ۶۰٪ از این داده‌ها به مجموعه‌های آموزشی و ۲۰٪ به مجموعه آزمایش و ۲۰٪ به اعتبار اختصاص داده شدند و پارامتر خروجی در مدل شبکه عصبی مقاومت غلتشی بوده است. در نهایت با استفاده از شبیه‌سازی شبکه عصبی طراحی شده اثر پارامترهای متغیر فشار باد تاپر، بار عمودی و سرعت پیشروی بر روی مقاومت غلتشی پیش‌بینی شدند. بدین صورت که جهت بررسی رابطه هر پارامتر با مقاومت غلتشی، ۵ پارامتر ورودی دیگر به‌صورت ثابت و پارامتر مورد بررسی به‌صورت متغیر به‌عنوان ورودی‌های جدید برای شبیه‌سازی شبکه عصبی در نظر گرفته شدند که تغییرات هر پارامتر در محدوده بیشترین و کمترین مقدار آن بوده است. در جدول ۱ آمار توصیفی داده‌های ورودی و خروجی استفاده شده در شبکه عصبی نشان داده شده است. مقادیر حداقل و حداکثر مقاومت غلتشی مربوط به داده‌هایی است که از آزمایش‌ها به‌دست آمده است.

2- Levenbergy- Marquardt

1- Backpropagation

غلته‌ی چرخ نتایج رضایت بخش را فراهم کرده است.

شش پارامتر ورودی به‌عنوان عوامل مؤثر برای پیش‌بینی مقاومت

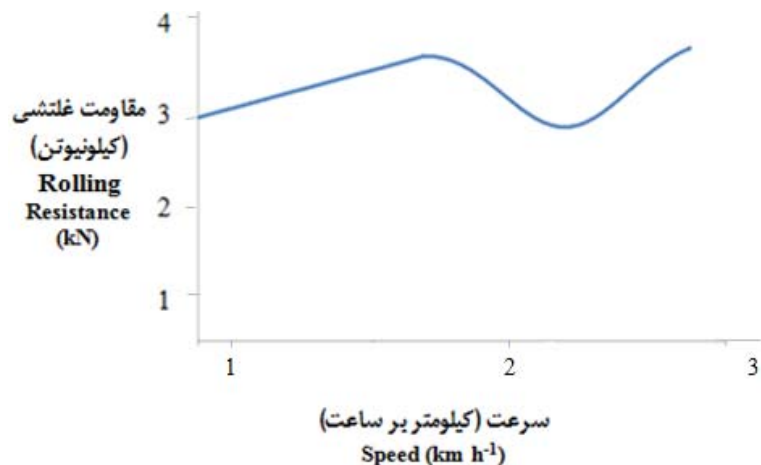


شکل ۶- نمودارهای رگرسیون مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده مقاومت غلته‌ی چرخ برای آموزش، اعتبارسنجی و آزمون داده‌ها

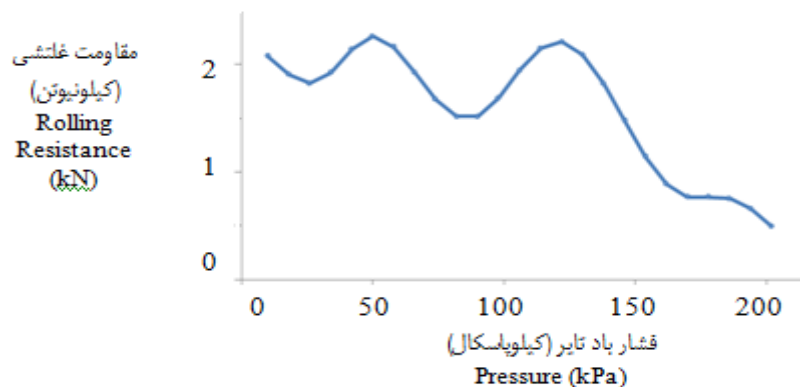
Fig.6. Regression graphs of real and predicted values of rolling resistance for training, validation and test data sets

مقاومت غلته‌ی کاهش پیدا کرده است. این نتیجه را می‌توان در قالب کمتر شدن انرژی صرف شده جهت ایجاد کرنش در بدنه تایر در سطوح پایین‌تر باد توجه کرد. از طرف دیگر در فشار باد کمتر، میزان نشست تایر نسبت به فشار باد بالا براساس مشاهدات این مطالعه بیشتر بوده است که نشست بیش‌تر تایر در خاک مقاومت غلته‌ی بیشتری را نیز باعث خواهد شد. نتایج مشابهی هم در پژوهش‌های دیگر گزارش شده است (Pytka and Dabrowski, 2001).

نتایج نمودار مزبور حاکی از یک روند کلی عدم تأثیرپذیری مقاومت غلته‌ی از تغییرات سرعت پیشروی است. این عدم ارتباط در مدل‌های تجربی مانند مدل ویسمر نیز مشهود است. عدم تأثیر معنی‌دار سرعت پیشروی بر مقاومت غلته‌ی در تحقیقات دیگر از جمله زوز و گریسو و همچنین کاترمارش نیز مخصوصاً در سطوح پایین سرعت گزارش شده است. تقوی فر و مردانی نیز در سطوح سرعت تا ۲ متر بر ثانیه نتایج مشابهی را ارائه کرده‌اند. مطابق شکل ۸ می‌توان بیان کرد که با افزایش فشار باد تایر



شکل ۷- پیش‌بینی مقاومت غلتشی در اثر تغییرات سرعت با استفاده از شبکه عصبی آموزش‌یافته
Fig.7. Predicting the rolling resistance in velocity changes using trained neural network



شکل ۸- پیش‌بینی مقاومت غلتشی در اثر تغییرات فشار باد تایر با استفاده از شبکه عصبی آموزش‌یافته
Fig.8. Predicting the rolling resistance in tire pressure changes using trained neural network

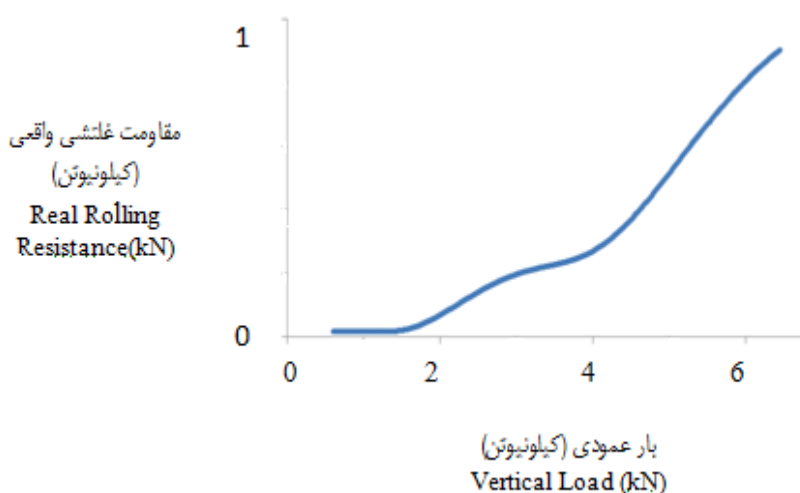
شکل ۱۰ نشان می‌دهد که مقاومت غلتشی مدل ویسمر-لوت روند مشابهی با پیش‌بینی مقاومت غلتشی در اثر تغییرات صعودی بار عمودی توسط شبکه عصبی نشان داده است. البته این تشابه از نظر روند تغییرات قابل توجه است اما از نظر کمی و مقایسه‌ای، تطابق کاملی را نشان نمی‌دهد که برگرفته از خطای تخمین مدل ویسمر است.

بار دینامیکی دیگری که جهت پیش‌بینی مقاومت غلتشی در نظر گرفته شد مطابق معادله $W(t)=3+6.46\sin\omega t$ دارای تغییرات سینوسی با مقدار استاتیکی ۳ کیلو نیوتن و فرکانس بار دینامیکی یک هرتز می‌باشد. پیش‌بینی مقاومت غلتشی براساس تغییرات سینوسی بار عمودی مطابق شکل ۱۱ نشان داده شده است که هماهنگ با تغییرات بار عمودی، مقاومت غلتشی نیز تغییر کرد و نحوه این تغییرات نیز به صورت سینوسی بوده است.

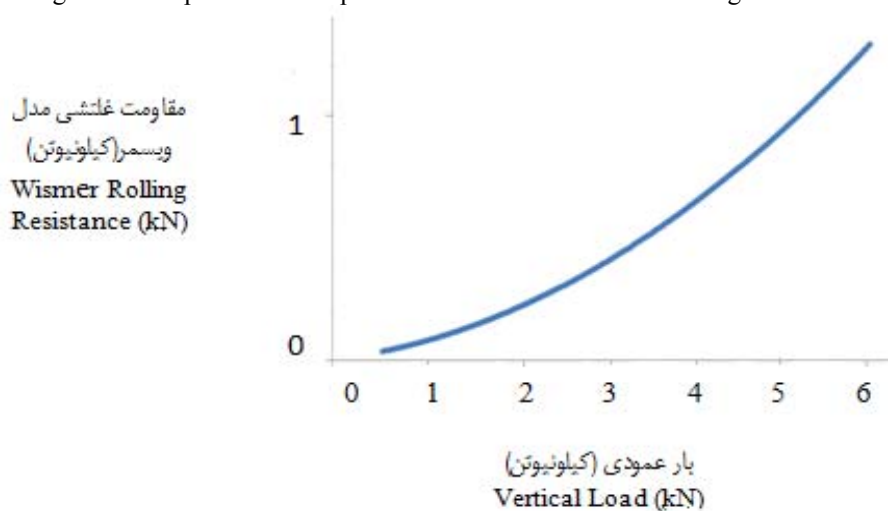
پارامتر متغیر دیگر بار عمودی روی چرخ می‌باشد که تغییرات آن به دو صورت در نظر گرفته شد. در شکل ۹ پیش‌بینی مقاومت غلتشی در اثر تغییرات بار عمودی با روند صعودی نشان داده شده است. ملاحظه می‌شود که رابطه‌ای منطقی برای ارتباط مقاومت غلتشی با بار عمودی روی چرخ توسط شبکه عصبی به دست آمد و افزایش بار عمودی باعث افزایش مقاومت غلتشی شد. جهت ارزیابی این پیش‌بینی از مدل ویسمر-لوت استفاده شد و مقاومت غلتشی چرخ مطابق رابطه (۲) با فرض ثابت بودن سایر متغیرهای معادله به صورت یک چندجمله‌ای درجه دو از بار روی چرخ تعریف شد (Wisner and Luth, 1974)

$$R= 0.04W+1.2W^2 /CI.b.dW^2 \quad (2)$$

که در این رابطه، CI شاخص مخروط خاک، b پهنای چرخ، d قطر چرخ و W بار عمودی وارد بر چرخ است.



شکل ۹- پیش‌بینی مقاومت غلتشی در اثر افزایش بار عمودی با استفاده از شبکه عصبی آموزش‌یافته
Fig.9. Rolling resistance prediction in upward variation of vertical load using trained neural network



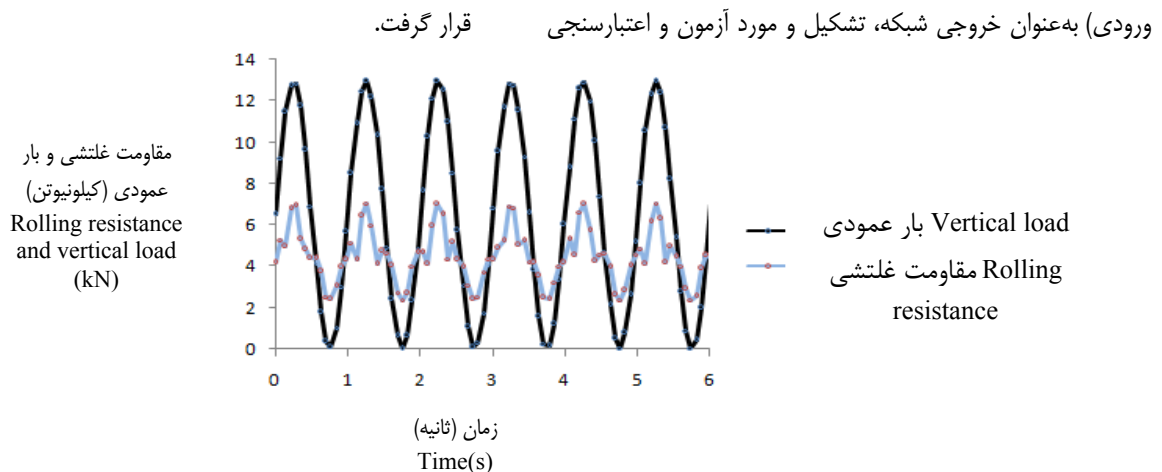
شکل ۱۰- مقاومت غلتشی مدل ویسمر در اثر افزایش بار عمودی
Fig.10. Wismer model rolling resistance in upward variation of vertical load

الگوریتم‌های یادگیری در مقوله برهم‌کنش چرخ و خاک بوده است. حادث شدن پارامترهای مختلف حاکم بر چرخ طی درگیری با خاک علی‌رغم پیچیدگی بسیاری که دارا می‌باشد قطعاً تصادفی نبوده و دارای یک نظم و مدل است هرچند این مدل در قالب یک فیزیک ملموس ریاضی قابل ارائه نبوده و تلاش‌های مختلف برای مهار آن در چارچوب‌های ریاضی عمدتاً با محدودیت و خطا همراه بوده است. شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از ماتریس بزرگی از داده‌های اعمال شده بر سیستم شامل چرخ و خاک به‌عنوان ورودی و یک ماتریس ستونی (شامل مقدار مقاومت غلتشی به‌ازای هر سطر از ماتریس

ملاحظه می‌شود که پرش‌های بار روی چرخ تأثیر کمتری بر ایجاد پرش در مقاومت غلتشی داشته است اما برآیند تغییرات کلی این دو در رابطه پیچیده حس شده توسط شبکه عصبی، هماهنگ است. لازم به ذکر است که این دو منحنی برای نشان دادن ارتباط شان بر روی یکدیگر منطبق شدند و منحنی مربوط به مقاومت غلتشی در بعد محور عمودی شیفت داده شد.

نتیجه‌گیری

هدف اساسی در این تحقیق، امکان‌سنجی به‌کارگیری



شکل ۱۱ - پیش‌بینی مقاومت غلتشی در اثر تغییرات سینوسی بار عمودی با استفاده از شبکه عصبی آموزش‌یافته
Fig.11. Rolling resistance prediction in Sinusoidal variation of vertical load using trained neural network

امکان مقایسه و درستی‌آزمایی عملکرد شبکه در مقایسه با اصول پذیرفته شده و همچنین سایر گزارش‌های علمی بوده است. در همین راستا، پیش‌بینی مقاومت غلتشی چرخ در اثر تغییرات سرعت پیشروی براساس شبکه عصبی آموزش‌یافته نشان داد که مقاومت غلتشی، مستقل از سرعت پیشروی چرخ بوده است از طرف دیگر با افزایش فشار باد تأیر مقاومت غلتشی کاهش می‌یابد که این روند نیز در مطالعات دیگر و در محدوده شرایط مکانیکی خاک مورد آزمون به صورت مشابهی گزارش شده است. تغییرات مقاومت غلتشی با تغییرات بار عمودی روی چرخ از نظر کمی و کیفی هماهنگ می‌باشد و به مانند مدل‌های تجربی مانند ویسمر مشاهده شده است.

شبکه عصبی مصنوعی با ضریب همبستگی ۰/۹۲ در آموزش داده‌ها عملکرد نسبتاً خوبی در بخش‌های آموزش، تست و اعتبارسنجی از خود نشان داد. به عبارتی الگوریتم، موفق به حس کردن رابطه هرچند پیچیده اما موجود بین پارامترهای سه‌گانه سرعت پیشروی، بار دینامیکی و فشار باد به‌عنوان ورودی و مقاومت غلتشی چرخ به‌عنوان خروجی گردیده است و زمینه‌ساز انجام پژوهش‌های بیشتر و با در نظر گرفتن شرایط پیچیده‌تر دیده شده است. به‌منظور بررسی اعتبار نتایج شبکه، شبیه‌سازی‌هایی در رابطه با استخراج روند تأثیر هر یک از پارامترهای سرعت پیشروی، بار و فشار باد چرخ بر روی مقاومت غلتشی انجام گرفت که هدف عمده آن،

References

1. Bekker, M. G. 1960. Off The road locomotion. Ann. Arbor, MI: University of Michign. Press.
2. Corani, G. 2005. Air quality prediction in Milan: feed-forward neural networks, prunedneural networks and lazy learning, Ecol. Model. 185: 513-529.
3. Coutermarsh, B. 2007. Velocity effect of vehicle rolling resistance in sand. Journal of Terramechanics 44: 275-291.
4. Gent, A. N., and J. D. Walter. 2006. The Pneumatic Tire, 3nd ed. U.S.
5. Iagnemma, K., and S. Dubowsky. 2005. An equivalent soil mechanics formulation for rigid wheels in deformable terrain, with application to planetary exploration rovers. Journal of Terramechanics 42: 1-13.
6. Keshaw, P., and G. Tiwari. 2006. Rolling resistance of automobile discarded tyres for use in camel carts in sand. ASAE Paper No. 061097. ASAE, St. Joseph, MI.
7. Kiss, P., and L. Laib. 2005. Energy determination of vertical soil deformation in case of tractor wheels and soft soil. In: Proceeding of the 15th international conference of the ISTVS p. 3B03/8, Hayama, Japan.
8. Macmillan, R. H. 2002. The mechanics of tractor - implement performance (theory and worked Examples).
9. Mardani, A., K. Shahidi, and H. Karimmaslak. 2010. An indoor traction measurement system to facilitate research on agricultural tires. International Journal of Food, Agriculture & Environment 8 (2).

10. Pytko, J., and J. Dabrowski. 2001. Determination of stress-strain relationship for sandy soil in field experiment. *Journal of Terramechanics* 38: 185-200.
11. Rahimi-Ajdadi, F., and Y. Abbaspour-Gilandeh. 2011. Artificial Neural Network and step wise multiple range regression methods for prediction of tractor fuel consumption. *Measurement* 44: 2104-2111.
12. Self, K. P., and J. D. Summers. 1998. Dynamic load and wheel speed ratio effects on fourwheel drive tractive performance. ASAE Paper No. 88- 1516. ASAE, St Joseph, MI49085.
13. Taghavifar, H., and A. Mardani. 2013. Investigating the effect of velocity, wheel load and inflation pressure on rolling resistance of radial ply tire. *Journal of Terramechanics* 50: 99-106.
14. Wismer, R. D., and H. J. Luth. 1974. Off-road traction prediction for wheeled vehicles. *Transactions of the ASAE* 17(1): 8-10, 14. ASAE. St Joseph, MI 49085.
15. Zoz, F. M., and R. D. Griss. 2003. Traction and tractor performance. ASAE, Publication Number, 913C0403.

Brief Report

Predicting the wheel rolling resistance regarding important motion parameters using the artificial neural network

F. Gheshlaghi¹- A. Mardani^{2*}

Received: 31-08-2014

Accepted: 06-01-2015

Introduction: Rolling resistance is one of the most substantial energy losses when the wheel moves on soft soil. Rolling resistance value optimization will help to improve energy efficiency. Accurate modeling of the interaction soil-tire is an important key to this optimization and has eliminated the need for costly field tests and has reduced the time required to test.

Rolling resistance will change because of the tire and wheel motion parameters and characteristics of the ground surface. Some tire design parameters are more important such as the tire diameter, width, tire aspect ratio, lugs form, inflation pressure and mechanical properties of tire structure. On the other hand, the soil or ground surface characteristics include soil type; moisture content and bulk density have an important role in this phenomenon. In addition, the vertical load and the wheel motion parameters such as velocity and tire slip are the other factors which impact on tire rolling resistance. According to same studies about the rolling resistance of the wheel, the wheel is significantly affected by the dynamic load.

Tire inflation pressure impacted on rolling resistance of tires that were moving on hard surfaces. Studies showed that the rolling resistance of tires with low inflation pressure (less than 100 kPa) was too high.

According to Zoz and Griss researches, increasing the tire pressure increases rolling resistance on soft soil but reduces the rolling resistance of on-road tires and tire-hard surface interaction. Based on these reports, the effect of velocity on tire rolling resistance for tractors and vehicles with low velocity (less than 5 meters per second) is usually insignificant.

According to Self and Summers studies, rolling resistance of the wheel is dramatically affected by dynamic load on the wheel.

Artificial Neural Network is one of the best computational methods capable of complex regression estimation which is an advantage of this method compared with the analytical and statistical methods.

It is expected that the neural network can more accurately predict the rolling resistance. In this study, the neural network for experimental data was trained and the relationship among some parameters of velocity, dynamic load and tire pressure and rolling resistance were evaluated.

Materials and Methods: The soil bin and single wheel tester of Biosystem Engineering Mechanics Department of Urmia University was used in this study. This soil bin has 24 m length, 2 m width and 1 m depth including a single-wheel tester and the carrier.

Tester consists of four horizontal arms and a vertical arm to vertical load. The S-shaped load cells were employed in horizontal arms with a load capacity of 200 kg and another 500 kg in the vertical arm was embedded. The tire used in this study was a general pneumatic tire (Good year 9.5L-14, 6 ply)

In this study, artificial neural networks were used for optimizing the rolling resistance by 35 neurons, 6 inputs and 1 output choices. Comparison of neural network models according to the mean square error and correlation coefficient was used. In addition, 60% of the data on training, 20% on test and finally 20% of the credits was allocated to the validation and Output parameter of the neural network model has determined the tire rolling resistance. Finally, this study predicts the effects of changing parameters of tire pressure, vertical load and velocity on rolling resistance using a trained neural network.

Results and Discussion: Based on obtained error of Levenberg- Marquardt algorithm, neural network with 35 neurons in the hidden layer with sigmoid tangent function and one neuron in the output layer with linear actuator function were selected. The regression coefficient of tested network is 0.92 which seems acceptable, considering the complexity of the studied process. Some of the input parameters to the network are speed, pressure and vertical load which their relationship with the rolling resistance is discussed.

1- M.Sc. Student, Department of Biosystem Mechanics Engineering, Urmia University, Iran

2- Associate Professor, Department of Biosystem Mechanics Engineering, Urmia University, Iran

(*- Corresponding Author Email: a.mardani@urmia.ac.ir)

The results indicated that in general trend of changes, the velocity is not affected by rolling resistance. Rolling resistance increases when tire pressure decreases. This is due to energy consumption for creating deflection on the body of the tire at the lower levels of tire inflation pressure. Another variable parameter is the vertical load on the wheel and its logical relation with rolling resistance using neural network. The results showed that increasing the vertical load increases the rolling resistance.

Conclusions: The major purpose of this study was the feasibility of using learning algorithms for interaction between wheel and soil. The parameters of the wheel when clashes with soil are not stochastic and in spite of their complexity follow a specific model, certainly. Artificial neural network trained with a correlation coefficient of 0.92 relatively had a good performance in education, testing and validation parts. To validate the network results, the impact of some factors on the extraction process such as velocity, load and inflation pressure was simulated. The main objective of this article is comparing the network performance with basic principles and other scientific reports.

In this regard, the predictions by trained neural network indicated that rolling resistance is independent of the velocity of the wheel. On the other hand, rolling resistance decreases by increasing tire inflation pressure which is a general trend similar to other studies and reports in the same mechanical condition of the soil tested. Rolling resistance changes are directly proportional to load vertical variations on the wheel in terms of quantity and quality, similar to experimental models such as Wismer and Luth.

Keywords: Artificial neural network, Inflation pressure of tire, Rolling resistance, Soil bin, Vertical load