

## پیش‌بینی نیروی کششی و انرژی خاک‌ورزی عملیات زیرشکنی با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی (۲۵۲)

یوسف عباسپور گیلانده<sup>۱</sup>، رضا علیمردانی<sup>۲</sup>، احمد خلیلیان<sup>۳</sup>، علیرضا کیهانی<sup>۴</sup>، سیدحسین ساداتی<sup>۵</sup>

### چکیده

رد و توسعه شبکه عصبی مصنوعی در زمینه مدل کردن خصوصیات فیزیکی و دینامیکی خاک و همچنین مطالعه امکان پذیری ارتباط این سیستم با روش اجزاء محدود، روز به روز در حال توسعه می‌باشد 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. دلیل استفاده از شبکه عصبی در این کارها قدرت پیش‌بینی بالای این روش و همچنین عدم وجود رابطه ریاضی مشخص بین متغیرهای مستقل و وابسته می‌باشد. در این تحقیق به منظور توسعه مدل پیش‌بینی نیروی کششی و انرژی خاک‌ورزی عملیات زیرشکنی، پارامترهایی سرعت پیشروی تراکتور، عمق خاک‌ورزی و پارامترهای مختلف خاک (شاخص مخروطی، محتوی رطوبتی، هدایت الکتریکی، درصد رس، درصد شن و ...) مورد استفاده قرار گرفتند. آزمایش‌هایی به منظور جمع‌آوری داده‌های مورد نیاز در سه نوع خاک جلگه‌ای ساحلی متفاوت در منطقه جنوب شرقی آمریکا انجام شد. شبکه‌های عصبی مصنوعی طراحی شده در این تحقیق که به منظور پیش‌بینی نیروی کششی و انرژی مورد عملیات خاک‌ورزی مورد استفاده قرار گرفتند، از نوع شبکه چند لایه پس انتشار برگشتی بودند که به منظور آموزش شبکه از سه الگوریتم گرادینان نزولی با مومنتم، الگوریتم لونیبرگ-مارکوات و الگوریتم گرادینان نزولی مقیاسی استفاده گردید. انتخاب بهترین الگوریتم آموزشی براساس مقایسه عملکرد شبکه‌های ساخته شده (در مرحله آموزش و آزمون داده‌ها) انجام گردید. با توجه به دقت پیش‌بینی بالا (۹۵/۸٪) و دقت شبیه‌سازی بالاتر (۹۷/۶٪) استفاده از الگوریتم لونیبرگ-مارکوات (با دو لایه میانی با تعداد ۱۲ عدد نرون در لایه اول و ۱۰ عدد نرون در لایه دوم) در مقایسه با سایر الگوریتم‌های آموزشی به منظور پیش‌بینی نیروی کششی و انرژی خاک‌ورزی مورد نیاز مناسب تشخیص داده شد. نمودارهای نقطه‌ای بدست آمده ضریب تبیین مدل  $R^2 = 0/996$  در آموزش شبکه و ضریب تبیین مدل  $R^2 = 0/987$  در جریان تست شبکه بین داده‌های واقعی و داده‌های بدست آمده از شبکه عصبی برای این حالت را نشان می‌دهند. همچنین به منظور ارزیابی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، داده‌های بدست آمده از این مدل‌ها با داده‌های مدل‌های رگرسیونی (مدل ارائه شده توسط انجمن مهندسی کشاورزی آمریکا و مدل گارنر) مورد مقایسه قرار گرفتند. مقایسه نتایج بدست آمده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های رگرسیونی به منظور پیش‌بینی نیروی کششی مورد نیاز عملیات زیرشکنی نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی داده‌های بسیار نزدیکتری به داده‌های واقعی در مقایسه با سایر مدل‌های رگرسیونی ارائه کرد.

**کلیدواژه:** انرژی خاک‌ورزی، نیروی کششی، زیرشکن، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم مارکوات- لونیبرگ

۱- استادیار، گروه مهندسی مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران

۲- استاد، گروه مهندسی مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشکده مهندسی بیوسیستم کشاورزی، دانشگاه تهران، کرج، ایران

۳- استاد، گروه مهندسی کشاورزی و بیوسیستم، دانشکده اوزری، دانشگاه کلمسون، کارولینای جنوبی، ایالت متحده آمریکا

۴- دانشیار، گروه مهندسی مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشکده مهندسی بیوسیستم کشاورزی، دانشگاه تهران، کرج، ایران

۵- استادیار، گروه مهندسی مکانیک، دانشکده فنی، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

## مقدمه

نتایج بسیاری از تحقیقات نشان می‌دهد که اثرات خصوصیات فیزیکی خاک روی نیروی کششی لازم برای کشیدن ادوات خاک رزی و انرژی مورد نیاز، امری کاملاً اثبات شده می‌باشد. خصوصیات و پارامترهای خاک که بر نیروی کششی و انرژی مورد نیاز ادوات تاثیر گذار می‌باشد عبارتند از: محتوی رطوبتی خاک، جرم مخصوص ظاهری، شاخص مخروطی و بافت خاک [۲۲ و ۲۱]. اثرات این پارامترهای مؤثر در نیروی کششی توسط بسیاری از محققان بررسی شده است. همچنین اثرات شکل هندسی ابزار و طریقه شکست خاک با استفاده از آنالیز ابعادی و سایر روشهای تحلیلی مورد مطالعه قرار گرفته است. [۲۳ و ۱۵].

در سالهای اخیر تمایل روزافزونی به کاربرد و توسعه شبکه عصبی مصنوعی در زمینه 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 شبیه سازی 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 نماید [۱۵ و ۱۱]. بنابراین استفاده از این سیستم غیر خطی می‌تواند بسیاری از مشکلات روشهای تحلیلی و روش اجزاء محدود را مرتفع سازد و مطابق با شرایط فعلی و شرایط حاکم بر سیستم خاک با استفاده از داده‌های واقعی آموزش ببیند و برای کاربرد های بعدی تعمیم داده شود.

با پیدایش روش اجزاء محدود<sup>۱</sup>، این روش توانست مقداری از محدودیتهای روشهای تحلیلی را جبران نماید و حداقل این روش توانست به روش نظری توزیع تنش، عکس العمل بین خاک و ابزار و همچنین نیروی کششی را پیش‌بینی نماید. این پیش‌بینی‌ها در مواردی که بحث دینامیک خاک و بحث حرکت مطرح می‌گردد، به دلیل تغییرات بسیار در خاک‌های کشاورزی نتوانست دقت بالایی را ارائه نماید و شرایط واقعی و دینامیکی خاک و ابزار را توصیف نماید [۲۳ و ۱۵].

گو (۱۹۹۵) امکانپذیری مطالعه سیستم‌های غیرخطی و سیستم‌هایی که تحت تاثیر پارامترهای مختلف قرار دارند را مورد بررسی قرار داد. نمونه‌ای از سیستم‌های غیرخطی که در تحقیق آنها مطالعه شده است، می‌توان به مدل کردن اده‌های شاخص مخروطی در داخل خاک اشاره کرد که توسط شبکه پس انتشار برگشتی انجام گرفته است. نمونه‌ای دیگری از کاربردهای ذکر شده در این مقاله برای شبکه عصبی مصنوعی در زمینه مطالعات خاک رزی، می‌توان به پیش‌بینی نیروی کششی اشاره کرد که برحسب سرعت پیشروی انجام گرفته است. محققان در این تحقیق از تابع پایه شعاعی<sup>۲</sup> برای مدل کردن نیروی کششی استفاده کرده‌اند. باید توجه داشت که این مدل در داخل یک نوع خاک توسعه داده شده و پارامترهای خاک که نشان دهنده وضعیت خاک و در حقیقت هدف مطالعه دینامیکی خاک می‌باشد در این مدل وارد نشده است [۱۲].

کوشاوا و همکاران (۱۹۹۸) استراتژی دیگری را ارائه نمودند که از ترکیب روش اجزاء محدود و شبکه عصبی می‌توان به منظور طراحی کامپیوتری ادوات خاک‌ورزی استفاده کرد. با این هدف، شبکه عصبی مصنوعی به‌منظور پیش‌بینی خصوصیات دینامیکی خاک بدون نیاز به تجزیه و تحلیل تنش و کرنش در داخل خاک بکار می‌رود و روش اجزاء محدود محاسبه نیروی کششی، تنش‌ها و جابجایی‌ها را در داخل خاک محاسبه می‌نماید. بدین ترتیب از ترکیب این دو روش می‌توان به‌منظور طراحی و تجزیه و تحلیل سه بعدی تنش‌ها و نیروهای وارد بر ادوات خاک‌ورزی استفاده کرد که در اکثر موارد با توجه به تغییرات بسیار زیاد در داخل خاک از لحاظ خصوصیات فیزیکی و دینامیکی، روش اجزاء محدود نتایج قابل قبولی را در این زمینه ارائه نکرده است [۲۳ و ۱۵].

تحقیقات دیگری نیز در زمینه شبیه‌سازی رفتار خاک، مدل کردن تنش و کرنش در داخل خاک و همچنین طبقه‌بندی ساختار خاک با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی انجام گرفته است [۱۶ و ۱۱] و تمامی این تحقیقات نتایج بسیار موفق است. ه شبکه‌های عصبی مصنوعی را در این تحقیقات و بخصوص در کارهای پیش‌بینی و مدل کردن فرآیندهای پیچیده آشکار می‌سازد. هدف این تحقیق توسعه مدل پیش‌بینی نیروی کششی و انرژی مورد نیاز عملیات زیرشکنی با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. پارامترهایی که برای پیش‌بینی انرژی مورد نیاز خاک‌ورزی مورد استفاده قرار می‌گیرند شامل سرعت پیرو تراکتور، عمق خاک‌ورزی و پارامترهای مختلف خاک (از جمله شاخص مخروطی، محتوی رطوبتی، هدایت الکتریکی و درصد رس

<sup>۱</sup> - Finite Elements Method  
<sup>۲</sup> - Radial Basis Function



و شن) خواهند بود که در مطالعات مختلف اثرات این پارامترها روی انرژی خاک زی و نیروی کششی مورد بررسی قرار گرفته است [۲۰ و ۱۹ و ۹ و ۳].

## مواد و روشها

### ادوات مورد استفاده در انجام تحقیق

از یک دستگاه فروسنگ مجهز به سیستم مکان‌یاب جهانی تفاضلی<sup>۱</sup> (DGPS) که روی یک تراکتور شش چرخ نصب شده بود، به منظور اندازه‌گیری مقاومت به نفوذ خاک استفاده گردید [۱۴]. مقادیر شاخص مخروطی بر اساس نیروی اندازه‌گیری شده برای فشار دادن یک مخروط با سطح مقطع  $130\text{mm}^2$  و زاویه نوک  $30^\circ$  درجه به داخل خاک مطابق با استاندارد ASAE محاسبه شد [۴].

به منظور بدست آوردن نقشه هدایت الکتریکی<sup>۲</sup> (EC) مزرعه مورد آزمایش، از یک دستگاه سنجش هدایت الکتریکی خاک با نام تجاری وریس<sup>۳</sup> ۳۱۰۰ استفاده شد [۱۷]. این دستگاه مجهز به ۶ الکتروده بشقابی می‌باشد که یک جفت از این بشقابها جریان الکتریکی را در داخل خاک ایجاد می‌کنند در حالیکه بقیه بشقابها (الکته دهها) به منظور اندازه‌گیری افت ولتاژ بین جفت بشقاب مورد استفاده قرار می‌گیرند. این سیستم، هدایت الکتریکی خاک را در لایه‌های خاک به ضخامت ۳۰ و ۹۰ سانتی‌متر اندازه‌گیری می‌کند.

از یک تراکتور جاندر کمک جلو با توان مشخصه ۱۰۵ اسب بخار و مجهز به ابزار ازمه‌گیر به منظور جمع‌آوری داده‌های مربوط به نیروی کششی و انرژی خاک‌ورزی در جریان انجام عملیات خاک‌ورزی استفاده گردید. سیستم ابزار اندازه‌گیری تراکتور مجهز به دینامومتر اتصال سه‌نقطه، سوخت سنج، حسگر دما، حسگر دور موتور (RPM)، حسگرهای مختلف اندازه‌گیری سرعت (سیستم رادار<sup>۴</sup>، چرخ پنجم و حسگر صوتی<sup>۵</sup>)، سیستم مکان‌یاب جهانی تفاضلی، واحد جمع‌کننده داده<sup>۶</sup> و همچنین حسگر نوری می‌باشد که از آن حسگر برای مشخص کردن ابتدا و انتهای کرت آزمایشی مورد استفاده قرار می‌گیرد [۱۳].

از یک سیستم کنترل عمق مجهز به سیستم مکان‌یاب جهانی تفاضلی به منظور کنترل عمق کاری زیرسکن مطابق با عمق و ضخامت لایه فشرده شده (که از روی داده‌های شاخص مخروطی بدست می‌آید) در این تحقیق مورد استفاده قرار گردید. این سیستم کنترل عمق می‌تواند عمق خاک‌ورزی را به طور پیوسته و در حال حرکت از سه طریق نقشه فشرده‌گی خاک، داده‌های ساقه<sup>۷</sup> مجهز به ابزار اندازه‌ری و یا از طریق اردکردن مقدار عمق در کامپیوتر داخل بین راننده کنترل نماید [۱۴].

### آزمایشهای مزرعه‌ای

آزمایشهای مزرعه‌ای در داخل یک مزرعه با سه نوع بافت خاک در مرکز تحقیقات و ترویج دانشگاه کلمسون در نزدیکی شهر بلک‌ویل<sup>۸</sup> ایالت کارولینای جنوبی آمریکا ( $33^\circ 21''$  شمالی و  $81^\circ 18''$  غربی) انجام شد. مزرعه آزمایشی به وسعت  $2/5$  هکتار دارای سه نوع بافت لومی شنی فیسویل<sup>۹</sup>، شنی لومی فوکی<sup>۱۰</sup> و شنی لیک‌لند<sup>۱۰</sup> بود. جدول ۱ خصوصیات بافت‌های خاک مزرعه آزمایشی را ارائه می‌کند.

<sup>۱</sup> - Differential Geographical Positioning System (DGPS)

<sup>۲</sup> - Electrical Conductivity

<sup>۳</sup> - Veris 3100

<sup>۴</sup> - Radar

<sup>۵</sup> - Ultrasonic

<sup>۶</sup> - Data logger

<sup>۷</sup> - Blackville

<sup>۸</sup> - Faceville

<sup>۹</sup> - Fuquay

<sup>۱۰</sup> - Lakeland

جدول ۱- طبقه بندی خاک های مزرعه آزمایشی و میانگین محتوی رطوبتی خاک در جریان آزمایش

نوع خاک	طبقه بندی خاک بر اساس خانواده خاک	درصد شن	درصد رس	میانگین درصد رطوبت خاک بر پایه وزن خشک در عمق ۰-۴۶ cm خاک	
				شرایط خشک	شرایط مرطوب
فیسویل (لومی شنی)	Clayey-kaolinitic - thermic, Typic Paleudults	۷۸/۳	۱۲/۵	۹/۹	۱۳/۵
فوک (لومی شنی)	Loamy-siliceous-thermic, Arenic Plinthic Paleudults	۸۵/۵	۸/۹	۶/۷	۱۱/۶
لیک لند (لومی شنی)	Siliceous-thermic-coated, Typic Quartzipsamments	۸۹/۵	۶/۳	۵/۳	۷/۶

قبل از انجام آزمایشهای مزرعه ای و بدست آوردن داده های انرژی خاک ورزی، اندازه گیری مقادیر هدایت الکتریکی به منظور بررسی تغییرات بافت خاک و ناحیه بندی مزرعه انجام گردید. نتایج نشان داد که تغییرات بسیار زیادی از لحاظ تغییرات هدایت الکتریکی در داخل مزرعه وجود دارد. سپس مزرعه آزمایشی به کرت های ۴×۱۵ متر تقسیم شد. بعد از آن نمونه های خاک از هر کرت به منظور بدست آوردن بافت خاک جمع آوری گردید.

یک سری کامل از داده های شاخص مخروطی با استفاده از یک فروسنج مخروطی مجهز به DGPS در سرتاسر مزرعه بدست آمد. در هر کرت آزمایشی مقادیر شاخص مخروطی برای ۹ نقطه به فاصله ۱/۵ متر از یکدیگر بدست آمد. این مقادیر برای عمق صفر تا ۴۶ سانتی متری از سطح خاک و در دو شرایط رطوبتی ذکر شده در جدول ۱، بدست آمد.

بعد از بدست آوردن نقشه های هدایت الکتریکی، شاخص مخروطی، محتوی رطوبتی خاک و نوع بافت خاک در کرت های اختصاص داده شده به منظور اندازه گیری انرژی مورد نیاز عملیات زیرشکنی، عملیات خاک ورزی در مزرعه آزمایشی و در داخل هر سه نوع خاک ذکر شده در جدول ۱ انجام گردید.

انرژی مورد نیاز برای عملیات زیرشکنی از طریق رابطه (۱) بدست آمد.

$$E = t \cdot E_{PTO} \quad (1)$$

که در این فرمول:

$E$  = انرژی مورد نیاز (kW.h)

$t$  = زمان لازم به منظور انجام عملیات زیرشکنی مورد نظر در داخل کرت آزمایشی (h)

$E_{PTO}$  = توان مصرفی معادل محور تواندهی تراکتور به منظور انجام عملیات خاک ورزی (kW)

زمان مورد نیاز به منظور انجام عملیات زیرشکنی در داخل کرت آزمایشی از روی مدت زمان لازم برای عبور از ابتدا به انتهای کرت آزمایشی (ابتدا و انتهای کرت آزمایشی توسط حسگر نوری مشخص می گردد) بدست آمد. این توان مصرفی معادل محور تواندهی تراکتور ( $E_{PTO}$ ) با تقسیم توان مالبندی تراکتور ( $P_{db}$ ) به عدد ثابت (۰/۶۵) بدست آمد. این عدد ثابت بر اساس شرایط خاکی مزرعه و نوع تراکتور مورد استفاده، مطابق با استاندارد ASAE انتخاب شده است [۴] (۱۳).

توان مالبندی مورد نیاز ( $P_{db}$ ) بر اساس رابطه (۲) بدست می آید:

$$P_{db} = \frac{D \cdot S}{3.6} \quad (2)$$

که در این فرمول:

$P_{db}$  = توان مالبندی مورد نیاز به منظور انجام عملیات خاک ورزی (kW)

$D$  = نیروی کششی کل اندازه گیری شده توسط دینامومتر اتصال سه نقطه تراکتور (kN)



S = سرعت پیشروی تراکتور موقع انجام عملیات خاک‌ورزی (km/h)

### طراحی مدل شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های طراحی شده در این تحقیق که به منظور پیش‌بینی نیروی کششی و انرژی مورد عملیات زیرشکنی مورد استفاده قرار گرفتند، از نوع شبکه چند لایه پس انتشار برگشتی می‌باشند. از سه روش الگوریتم گرادیان نزولی با مومنتم، الگوریتم لوبنبرگ - مارکوات و الگوریتم گرادیان نزولی مقیاسی به منظور آموزش شبکه استفاده گردیده است.

شبکه‌های چندلایه در کارهای پیش‌بینی قابلیت بسیار خوبی را از خود نشان می‌دهند به شرطی که نرون کافی در لایه مخفی وجود داشته باشد. اما باید به این نکته توجه داشت که تعداد نرونهای بیشتر در لایه مخفی ممکن است شبکه را دچار آموزش بیش از حد<sup>۱</sup> کرده و ممکن است شبکه قابلیت تعمیم خود را از دست دهد. در حالت کلی نمی‌توان در مورد تعداد لایه‌های مخفی و نیز تعداد مناسب نرونهای لایه مخفی اظهار نظر قطعی کرد و انتخاب تعداد نرونهای لایه میانی به صورت سعی و خطا انجام می‌گیرد. در این تحقیق نیز تعداد لایه‌های مخفی و تعداد نرونها در لایه میانی (یا لایه‌های میانی) متناسب با تعداد نرونها لایه میانی بر مبنای مقایسه عملکرد شبکه‌ها انتخاب شد. همچنین در این تحقیق از توابع تبدیل تانژانت هیپربولیک، سیگموئیدی و تابع محرک خطی بین لایه‌های شبکه استفاده گردید.

بهترین روش آموزش برای داده‌های مورد استفاده و همچنین مقایسه عملکرد شبکه‌های ساخته شده بر اساس معیارهای میانگین مربعات خطا<sup>۲</sup> (MSE)، مجموع مربعات خطا<sup>۳</sup> (SSE) و ضریب تبیین<sup>۴</sup> ( $R^2$ ) مدل برازش شده خطی بین داده‌های واقعی و داده‌های پیش‌بینی شده انجام گردید. به منظور مقایسه آماری میزان دقت شبکه‌های طراحی شده، از معیار دقت پیش‌بینی مدل استفاده گردید [۱۸ و ۱۰] که میزان دقت پیش‌بینی مدل<sup>۵</sup> (P.A.) نسبت اختلاف بین داده‌های واقعی با داده‌های پیش‌بینی شده به داده‌های واقعی تعریف می‌گردد.

### داده‌های مورد استفاده در شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده

از آنجا که هدف از توسعه مدل شبکه عصبی مصنوعی در این تحقیق پیش‌بینی نیروی کششی و انرژی مورد نیاز خاک‌ورزی می‌باشد، باید بردارهای ورودی از میان پارامترهای مؤثر بر آنها انتخاب گردند. در این تحقیق پارامترهای ورودی به شبکه عصبی مصنوعی سرعت پیشروی تراکتور، پارامترهای خصوصیات فیزیکی و دینامیکی خاک (درصد شن و رس خاک، هدایت الکتریکی خاک، محتوی رطوبتی خاک، شاخص مخروطی) و همچنین عمق خاک‌ورزی خواهد بود. داده‌های مورد نیاز از قسمتهای مختلف مزرعه با سه نوع بافت خاک متفاوت انتخاب گردید. انتخاب داده‌ها بنحوی بود که بتوانند تغییرات هر یک از پارامترهای سهیم در کار پیش‌بینی را به خوبی بیان کرده و شرایط حاکم بر مزرعه آزمایشی را به خوبی بیان کنند.

به منظور آموزش شبکه‌های طراحی شده و همچنین تست شبکه لازم بود که داده‌های مورد استفاده به دو فایل مجزا تقسیم شوند. برای انجام این کار کلیه داده‌های مورد استفاده در داخل هر خاک در داخل مزرعه به یک کاربرگ<sup>۶</sup> در صفحه گسترده<sup>۷</sup> اکسل<sup>۸</sup> منتقل شدند. در این کاربرگ تمامی داده‌های مربوط به یک نقطه در مزرعه آزمایشی در یک ردیف و داده‌های پارامترهای مختلف در یک ستون قرار داده شد. داده‌ها در کاربرگ شامل کلیه داده‌های ورودی و خروجی می‌شد. پس از انتقال داده‌ها به کاربرگ، به هر ردیف داده یک عدد تصادفی در محدوده [۰ و ۱] نسبت داده شد. سپس ردیف‌های داده‌ها بر مبنای ستون اعداد تصادفی مرتب گردیدند. با این عمل در واقع ترتیب داده‌ها به هم زده شد و آنها به طور کاملاً تصادفی به دنبال یکدیگر قرار گرفتند. این عمل برای هر نوع خاک با بافت متفاوت انجام گردید.

<sup>1</sup> - Overtraining

<sup>2</sup> - Mean Square Error

<sup>3</sup> - Sum Square Error

<sup>4</sup> - Coefficient of Determination

- Prediction Accuracy<sup>5</sup>

- Worksheet<sup>6</sup>

- Excel<sup>7</sup>

- Spreadsheet<sup>8</sup>

به منظور تهیه فایل های آموزشی و تست شبکه ۸۵ درصد از داده ها در داخل هر نوع خاک در یک فایل Tillagetrain.txt و ۱۵ درصد بقیه در فایل به نام Tillagetest.txt ذخیره شدند. از فایل Tillagetrain.txt برای آموزش و یادگیری شبکه از فایل Tillagetest.txt به عنوان فایل مورد استفاده در ارزیابی شبکه استفاده گردید.

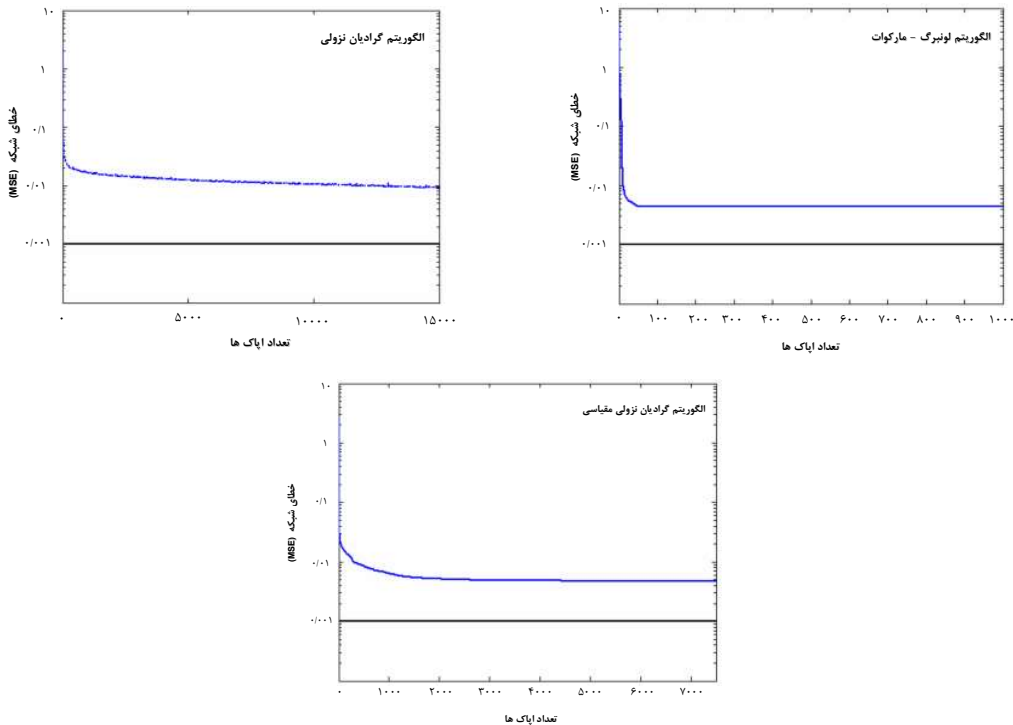
## نتایج و بحث

در این تحقیق به منظور آموزش شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش بینی نیروی کششی و انرژی مورد نیاز عملیات خاکورزی از سه الگوریتم آموزشی گرادیان نزولی با مومنتم، الگوریتم لوببرگ - مارکوات و الگوریتم گرادیان نزولی مقیاسی استفاده گردید. بررسی های اولیه نشان داد که شبکه های ساخته شده با استفاده از الگوریتم لوببرگ - مارکوات بعد از طی ۳۰۰ اپاک<sup>۱</sup> (تعداد تکرارهای شبکه به منظور رسیدن به حداقل خطا و همچنین برای رسیدن به حداکثر پایداری شبکه) در مقدار خطای MSE شبکه کاهش چندانی مشاهده نمی شود. ولی به منظور حصول اطمینان بیشتر از رسیدن به حداقل خطا و حداکثر پایداری، شبکه های ساخته شده با استفاده از این الگوریتم تا ۱۰۰۰ تکرار ادامه ه شد. مقدار حداقل تعیین شده برای MSE و SSE در این تحقیق به ترتیب برابر ۰/۰۰۱ و ۰/۰۳ بود. در مورد الگوریتم آموزشی گرادیان نزولی با توجه به اینکه این الگوریتم آموزشی از مقادیر کوچک نرخ یادگیری نسبت به الگوریتم لوببرگ - مارکوات برای رسیدن به همگرایی استفاده می کند تعداد تکرارهای لازم برای رسیدن به خطای حداقل، ۱۰۰۰۰ تکرار مشاهده گردید. به گونه ای که پس از ۱۰۰۰۰ بار تکرار الگوریتم در مقدار MSE شبکه کاهش چندانی مشاهده نگردید. ولی در مورد این الگوریتم آموزشی هم به منظور اطمینان بیشتر از رسیدن به حداکثر پایداری و رسیدن به حداقل خطا، شبکه تا ۱۵۰۰۰ تکرار ادامه ه شد. به همین ترتیب تعداد اپاک های مورد نیاز برای الگوریتم گرادیان نزولی مقیاسی ۷۵۰۰ تکرار در نظر گرفته شد. شکل ۱ روند کاهش MSE برای شبکه های ساخته شده با استفاده از سه الگوریتم آموزشی فوق الذکر را نشان می دهد.

انتخاب تعداد مناسب لایه های میانی و همچنین تعداد نرونها در لایه های میانی، بر مبنای مقایسه عملکرد شبکه های با تعداد نرون متفاوت در لایه میانی و همچنین تعداد متفاوت لایه های میانی انجام گرفته است. جدول ۳ نمونه ای از نتایج بدست آمده برای شبکه های ساخته شده با استفاده از الگوریتم لوببرگ - مارکوات با یک لایه میانی و تعداد نرونهای متفاوت در لایه میانی را نشان می دهد. نوع تابع انتقال بکار گرفته شده بین لایه ورودی و لایه میانی از نوع تانژانت سیگموئید و بین لایه میانی و لایه خروجی از نوع خطی می باشد. بطوریکه در جدول ۳ مشخص می باشد شبکه ای که دارای کمترین خطای MSE و بالاترین دقت شبیه سازی، مربوط به شبکه ای با تعداد ۲۲ عدد نرون در لایه میانی است که خطای شبیه سازی ۲/۹۱٪ را در آموزش شبکه عصبی مصنوعی ارائه می دهد. این مطلب نشانگر یادگیری خوب و کارآمد شبکه با استفاده از الگوریتم آموزشی مورد نظر و داده های ارائه شده به شبکه می باشد. جداول مشابهی برای سایر الگوریتم های آموزشی ذکر شده با تغییر تعداد لایه های میانی (حداکثر دو لایه میانی) و همچنین تغییر تعداد نرونها در لایه های میانی مشابه جدول ۳ بدست آمده است. با افزایش تعداد نرونها در لایه میانی مقدار MSE شبکه و همچنین دقت شبیه سازی شبکه برای دو الگوریتم آموزشی لوببرگ - مارکوات و گرادیان نزولی مقیاسی کاهش پیدا می کرد. این مطلب بوضوح در جدول ۳ مشاهده می گردد. ولی با افزایش تعداد نرونها در شبکه های ساخته شده با استفاده از الگوریتم گرادیان نزولی با مومنتم الگوی کاهشی در مقدار MSE شبکه با افزایش تعداد نرونها مشابه آنچه که در دو الگوریتم دیگر وجود داشت مشاهده نگردید و بهترین ساختار با تعداد ۲ لایه میانی که در هر لایه ۲۰ عدد نرون وجود داشت، مشاهده شد.

<sup>1</sup> - Epoch





شکل ۱: روند کاهش MSE برای شبکه‌های آموزش دیده با سه الگوریتم آموزشی مورد استفاده در تحقیق

جدول ۴ خلاصه نتایج شبکه‌های ساخته شده با استفاده از سه الگوریتم آموزشی فوق‌الذکر و مقایسه دقت شبیه‌سازی و مقایسه پارامترهای آماری بدست آمده برای شبکه‌ها را نشان می‌دهد. مشخصات ارائه شده شامل نوع شبکه، الگوریتم‌های آموزشی مورد استفاده، ساختار شبکه (تعداد لایه‌های میانی و تعداد نرون‌ها در لایه میانی)، پارامترهای شبکه (نرخ یادگیری، مومنتم و اپاک) می‌باشد. بطوریکه در جدول ۴ مشاهده می‌گردد شبکه پس انتشار برگشتی با الگوریتم آموزشی لوئبرگ - مارکوات نتایج بهتری را نسبت به سایر الگوریتم‌های آموزشی در شبیه‌سازی داده ۱ و آموزش شبکه عصبی مصنوعی ارائه می‌کند. در مورد استفاده از الگوریتم آموزشی لوئبرگ - مارکوات با یک لایه میانی، تعداد ۲۲ عدد نرون لازم است که MSE شبکه به مقدار ۰/۰۰۱ (تعیین شده توسط کاربر) رسد. این تعداد نرون‌ها در مورد استفاده از الگوریتم لوئبرگ - مارکوات با تعداد دو لایه میانی به ترتیب به ۱۲ و ۱۰ نرون در لایه اول میانی و لایه دوم میانی می‌رسد. ولی باید به این نکته توجه داشت که با استفاده از دو لایه میانی در شبکه دقت شبیه‌سازی شبکه به ۹۷/۶٪ افزایش می‌یابد و همچنین SSE پایین‌تری را نسبت به استفاده از یک لایه میانی ارائه می‌نماید. بنابراین با توجه به نتایج شبیه‌سازی ارائه ه در جدول ۴ مناسب‌ترین الگوریتم آموزشی از بین الگوریتم‌های آموزشی مورد استفاده در این تحقیق، الگوریتم آموزشی لوئبرگ - مارکوات می‌باشد که استفاده از دو لایه میانی با ساختار ۱۰-۱۲-۲ پایین‌ترین خطای شبکه و بالاترین دقت شبیه‌سازی را ارائه می‌دهد. شکل‌های ۲ و ۳ نمودارهای نقطه‌ای (داده‌های واقعی نسبت به داده‌های شبیه‌سازی شده) نتایج شبیه‌سازی را برای الگوریتم آموزشی لوئبرگ - مارکوات با دو لایه میانی را نشان می‌دهند.

جدول ۳: شاخص های کمی ارزیابی شبکه های ساخته شده با استفاده از الگوریتم آموزشی لونیگ-مارکوات

ضریب همبستگی	میانگین دقت شبیه سازی شبکه (%)	پارامترهای آماری شبکه		پارامترهای شبکه		تعداد نرونها
		MSE	SSE	مومنتم	نرخ یادگیری	
-۰/۹۱۲	۸۱/۱	-۰/۰۲۷۰	۴۳/۲۲	-۰/۴	-۰/۳	۲
-۰/۹۵۳	۸۶/۶	-۰/۰۱۴۸	۲۳/۸۰	-۰/۴	-۰/۳	۴
-۰/۹۵۳	۸۸/۸	-۰/۰۱۴۷	۲۳/۶۱	-۰/۴	-۰/۳	۶
-۰/۹۸۱	۹۱/۶	-۰/۰۰۵۹	۹/۵۰	-۰/۴	-۰/۳	۸
-۰/۹۸۶	۹۱/۹	-۰/۰۰۳۴	۷/۰۹	-۰/۴	-۰/۳	۱۰
-۰/۹۹۰	۹۴/۰۰	-۰/۰۰۳۱	۵/۰۶	-۰/۴	-۰/۳	۱۲
-۰/۹۹۲	۹۵/۳	-۰/۰۰۲۳	۳/۸۰	-۰/۴	-۰/۳	۱۴
-۰/۹۹۳	۹۵/۵	-۰/۰۰۲۱	۳/۳۶	-۰/۴	-۰/۳	۱۶
-۰/۹۹۶	۹۶/۵	-۰/۰۰۱۲	۱/۹۶	-۰/۴	-۰/۳	۱۸
-۰/۹۹۴	۹۵/۳	-۰/۰۰۱۹	۳/۰۴	-۰/۴	-۰/۳	۲۰
-۰/۹۹۷	۹۷/۱	-۰/۰۰۰۱	۱/۵۶	-۰/۴	-۰/۳	۲۲



جدول ۴: ساختار بهینه و پارامترهای آماری شبکه‌های ساخته شده با استفاده از سه الگوریتم آموزشی

ضریب همبستگی	میانگین دقت شبیه‌سازی شبکه (%)	پارامترهای آماری شبکه		پارامترهای شبکه			ساختار بهینه شبکه	مدل شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم آموزشی
		MSE	SSE	اپاک	مومنتم	نرخ یادگیری		
-۰/۹۷۹	۹۰/۹	۰/۰۰۶۷	۱۱/۰۸۳	۱۵۰۰۰	۰/۴	۰/۳	*۱-۲۶	پس انتشار برگشتی گرادین نزولی با مومنتم
-۰/۹۸۳	۹۲/۱	۰/۰۰۵۳	۸/۶۳۵	۱۵۰۰۰	۰/۴	۰/۳	*۲-۲۰-۲۰	پس انتشار برگشتی گرادین نزولی با مومنتم
-۰/۹۹۷	۹۷/۱	۰/۰۰۱	۱/۵۶۶	۱۰۰۰	۰/۴	۰/۳	۱-۲۲	پس انتشار برگشتی لونبرگ - مارکوات
-۰/۹۹۷	۹۷/۶	۰/۰۰۱	۰/۹۹۲	۱۰۰۰	۰/۴	۰/۳	۲-۱۲-۱۰	پس انتشار برگشتی لونبرگ - مارکوات
-۰/۹۹۷	۹۶/۹	۰/۰۰۱	۱/۵۲۹	۷۵۰۰	۰/۴	۰/۳	۱-۴۶	پس انتشار برگشتی گرادین نزولی مقیاسی
-۰/۹۹۷	۹۶/۹	۰/۰۰۱	۰/۸۶۳	۷۵۰۰	۰/۴	۰/۳	۲-۲۰-۲۰	پس انتشار برگشتی گرادین نزولی مقیاسی

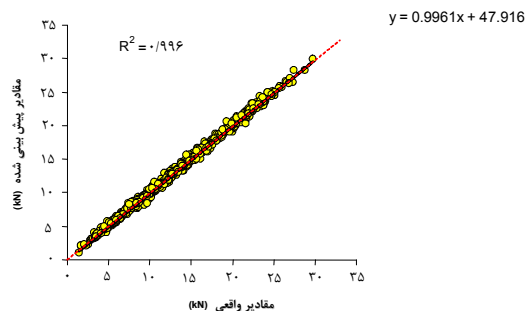
\*- منظور از ۱-۲۶ در ساختار بهینه شبکه، تعداد یک عدد لایه میانی و ۲۶ عدد نرون در لایه میانی می‌باشد.

\*- منظور از ۲-۲۰-۲۰ در ساختار بهینه شبکه تعداد دو عدد لایه میانی و ۲۰ عدد نرون در هر لایه میانی می‌باشد.

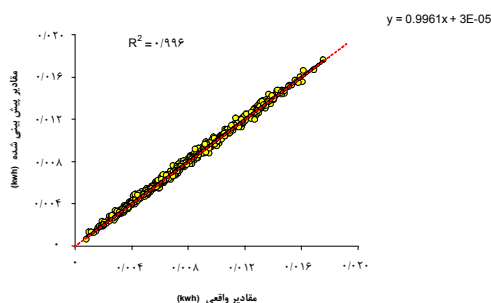
همانطوریکه قبلاً نیز بدان اشاره گردید ۱۵٪ از کل داده‌های بدست آمده از مزرعه آزمایشی (جهت استفاده در شبکه عصبی مصنوعی) به منظور تست شبکه‌های ساخته شده مورد استفاده قرار گرفتند. داده‌های مورد استفاده در تست شبکه از کت‌هایی انتخاب شدند که داده‌های مربوط به آن کت‌ها در جریان آموزش شبکه به هیچ وجه وارد مدل شبکه عصبی مصنوعی نشده‌اند. همچنین این داده‌ها به تعداد مساوی از داخل هر بافت خاک انتخاب شدند.

نتایج تست شبکه‌های ساخته شده با استفاده از سه الگوریتم آموزشی را نشان داد که الگوریتم گرادین نزولی مقیاسی با وجود دقت شبیه‌سازی پایین‌تر نسبت به الگوریتم لونبرگ - مارکوات، دقت پیش‌بینی بهتری را نسبت به آن ارائه می‌دهد. با وجودیکه این اختلاف جزئی بوده و قابل صرف‌نظر کردن می‌باشد. البته باید به این نکته توجه کرد که الگوریتم گرادین نزولی مقیاسی با تعداد اپاک ۷۵۰۰ و تعداد نرونهای دو برابر در لایه میانی نسبت به الگوریتم لونبرگ - مارکوات این نتایج را ارائه می‌دهد و مدت زمان لازم برای رسیدن به همگرایی و MSE تعیین شده بسیار بالاتر از مدت زمان لازم برای الگوریتم لونبرگ - مارکوات می‌باشد. با توجه به اینکه تعداد نرونهای کمتر در لایه میانی و همچنین تعداد اپاک‌های کمتر در طراحی ساختار شبکه عصبی مصنوعی مورد

نظر می‌باشد و با توجه به اینکه الگوریتم لونیبرگ - مارکوات با دو لایه میانی دقت تقریباً مشابهی با الگوریتم گرادیان نزوی مقیاسی ارائه می‌دهد، با توجه به دقت پیش‌بینی و شبیه‌سازی بالا استفاده از الگوریتم الگوریتم لونیبرگ - مارکوات (با دو لایه میانی) در مقایسه با سایر الگوریتم‌های آموزشی مورد استفاده در تحقیق توصیه می‌گردد.



شکل ۲: نتایج شبیه‌سازی شبکه برای داده‌های نیروی کششی مورد نیاز عملیات خاک‌ورزی



شکل ۳: نتایج شبیه‌سازی شبکه برای داده‌های انرژی مورد نیاز عملیات خاک‌ورزی

به منظور ارزیابی مدل شبکه عصبی مصنوعی، داده‌های بدست آمده از این مدل با داده‌های مدل‌های رگرسیونی موجود به منظور پیش‌بینی نیروی کششی مورد نیاز عملیات خاک‌ورزی مورد مقایسه قرار گرفتند. مدل‌های رگرسیونی که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفتند شامل مدل ارائه شده توسط انجمن مهندسی کشاورزی آمریکا (ASAE) به منظور پیش‌بینی نیروی کششی مورد نیاز ادوات خاک‌ورزی و همچنین مدل گارنر و همکاران (۱۹۸۷) می‌باشد. مدل گارنر و همکاران برای خاک‌های مناطق جلگه‌ای ساحلی ارائه گردیده است و لازم به ذکر است که این محققان آزمایشات خود را در مرکز تحقیقات و ترویج ادیستوی دانشگاه کلمسون در نزدیکی شهر بلک ویل انجام داده‌اند [۸ و ۶ و ۵].

در مورد استفاده از فرمول‌های گارنر و همکاران (۱۹۸۷) نیز باید به این نکته توجه داشت که این مدلها فقط برای خاک‌های شنی و شنی لومی ارائه گردیده است و برای خاک فیسویل (لومی شنی) توسط این محققان مدلی به منظور نیروی کششی مورد نیاز عملیات خاک‌ورزی (زیرشکنی) ارائه نگردیده است. داده‌های بدست آمده برای خاک فیسویل (لومی شنی) در این تحقیق تنها با مدل ASAE مورد مقایسه قرار گرفته است. علاوه بر آن این مدلها برای یک وسیله خاک‌ورزی (زیرشکن) ۴ ساقه ارائه شده است و به منظور محاسبه نیروی کششی مورد نیاز برای زیرشکن دو ساقه باید نصف عدد بدست آمده از این مدل در نظر گرفته شود.

جدول ۵ مقایسه داده‌های بدست آمده برای نیروی کششی مورد نیاز عملیات خاک‌ورزی در خاک لیک‌لند (شنی) توسط مدل شبکه عصبی مصنوعی را با داده‌های واقعی و مدل‌های رگرسیونی ASAE و مدل گارنر ارائه می‌کند. بطوریکه ملاحظه می‌گردد

تمامی داده‌های بدست آمده برای مزرعه آزمایشی در شرایط خشک و مرطوب خاک، به استثنای داده نیروی کششی خاک‌ورزی در عمق ۲cm در شرایط مرطوب خاک، در محدوده پیش‌بینی شده توسط فرمول ASAE قرار گرفته است و همچنین مدل شبکه عصبی مصنوعی داده‌های بسیار نزدیکتری به داده‌های واقعی در مقایسه با سایر مدل‌های رگرسیونی ارائه کرده است. در مورد استفاده از فرمول ASAE باید به این نکته توجه داشت که در مدل ASAE شرایط رطوبتی خاک در نظر گرفته نشده است و برای یک خاک با بافت مشخص این مدل تنها محدوده نیروی کششی را ارائه می‌دهد. همچنین مدل گارنر با توجه به شرایط رطوبتی خاک مقادیر پایین‌تری نسبت به داده‌های واقعی ارائه کرده است. لازم بذکر است که در مدل گارنر نیروی کششی تابعی از عمق خاک‌ورزی در نظر گرفته شده است و سایر پارامترهای مؤثر بر نیروی کششی از قبیل سرعت پیشروی و پارامترهای خاک در نظر گرفته نشده است.

جدول ۶ نتایج بدست آمده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های رگرسیونی به منظور پیش‌بینی نیروی کششی مورد نیاز عملیات زیرشکنی در کنار داده‌های واقعی برای خاک فوکی (شنی لومی) ارائه می‌نماید. بطوریکه ملاحظه می‌گردد تمام داده‌های نیروی کششی بدست آمده برای عمق‌های مختلف خاک‌ورزی (داده‌های واقعی) در محدوده اعداد بدست آمده از استاندارد ASAE قرار گرفته است و در این خاک نیز همانند خاک لیک لند (شنی) مدل شبکه عصبی مصنوعی داده‌های نزدیک‌تری به داده‌های واقعی نسبت به سایر مدل‌های رگرسیونی ارائه کرده است. در مورد استفاده از مدل‌های گارنر و همکاران برای خاک فوکی (شنی لومی) و مقایسه داده‌های بدست آمده از مدل شبکه عصبی مصنوعی با این مدل‌ها ذکر این نکته ضروری است که شرایط خاک فوکی (درصد رس و شن خاک) مابین خاک داتن<sup>۱</sup> (شنی ومی) و نورفولک<sup>۲</sup> (شنی لومی) قرار می‌گیرد و هنگام مقایسه مدل‌ها با یکدیگر باید به این نکته توجه داشت. ولی در حالت کلی و با توجه به شرایط رطوبتی خاک در خاک فوکی نیز همانند خاک لیک‌لند مدل گارنر داده‌های کوچکتری نسبت به داده‌های واقعی ارائه می‌نماید.

در مورد خاک فیسویل (لومی شنی) همانطور که قبلاً نیز اشاره گردید گارنر و همکاران برای خاک لومی‌شنی هیچ مدلی را به منظور پیش‌بینی نیروی کششی مورد نیاز برای این نوع خاک و یا خاک مشابه دیگر ارائه نکرده‌اند و داده‌های بدست آمده از مدل شبکه عصبی مصنوعی برای این نوع خاک تنها با مدل ASAE مقایسه گردیده است. بطوریکه در جدول ۷ مشاهده می‌گردد در هر دو حالت شرایط مرطوب و شرایط خشک داده‌های مزرعه‌ای در محدوده اعداد بدست آمده از مدل ASAE قرار دارد و همچنین مدل شبکه عصبی مصنوعی همانند سایر خاک‌های اشاره شده در بالا، داده‌های بسیار نزدیکتری به اعداد واقعی ارائه کرده است.

1- Dothan  
2- Norfolk



جدول ۵: مقایسه داده های بدست آمده برای نیروی کششی خاکورزی توسط مدل شبکه عصبی با داده های مدل های رگرسیونی در خاک لیک لند (شنی)

مقادیر نیروی کششی برای یک زیرشکن دو ساقه در عمق مشخص				(kN)
مقادیر نیروی کششی	۴۶ cm	۳۸ cm	۲۸ cm	منابع داده
۵/۷۰-۱۷/۱۰	۴/۷۱-۱۴/۱۳	۳/۴۷-۱۰/۴۱	خاک با بافت سبک (شنی)	استاندارد ASAE
۷/۶۶	۶/۰۶	۳/۳۷	شرایط مرطوب <sup>۱</sup> (M.C.= ۷/۶%)	داده های بدست آمده از آزمایشهای
۱۰/۴۶	۸/۱۳	۵/۷۷	شرایط خشک (M.C.= ۵/۳%)	مزرعه ای برای خاک لیک لند (شنی)
۷/۷۴	۵/۷۶	۳/۳۴	شرایط مرطوب (M.C.= ۷/۶%)	داده های بدست آمده از مدل شبکه عصبی
۱۰/۲۱	۸/۱۸	۵/۶۰	شرایط خشک (M.C.= ۵/۳%)	
۹/۱۰	۷/۰۰	۴/۳۸	شرایط خشک (M.C.= ۴/۹%)	داده های بدست آمده از مدل گارنر و همکاران <sup>۲</sup> برای خاک شنی

۱- محتوی رطوبتی خاک بر پایه وزن خشک خاک محاسبه شده است.  
 ۲- مدل ارائه شده توسط گارنر و همکاران (۱۹۸۷) به صورت  $y = -5.9 + 52.4x$  می باشد که در آن  $x$  عمق خاک ورزی بر حسب متر و  $y$  نیروی کششی مورد نیاز خاکورزی بر حسب کیلونیوتن می باشد. این مدل برای زیرشکن دارای ۴ ساقه ارائه شده است و به منظور محاسبه نیروی کششی برای زیرشکن دو ساقه عدد بدست آمده باید تقسیم بر عدد ۲ شود.

جدول ۶: مقایسه داده های بدست آمده برای نیروی کششی خاکورزی توسط مدل شبکه عصبی با داده های مدل های رگرسیونی برای خاک فوکی (شنی لومی)

مقادیر نیروی کششی برای یک زیرشکن دو ساقه در عمق مشخص (kN)				
منابع داده	۲۸ cm	۴۱ cm	۴۶ cm	
استاندارد ASAE	۵/۴-۱۶/۲	۷/۹-۲۳/۷۲	۸/۸۷-۲۶/۶۱	خاک با بافت متوسط (شنی لومی)
داده های بدست آمده از آزمایشهای	۶/۱۹	۱۲/۶۲	۱۲/۷۰	شرایط مرطوب <sup>۱</sup> (M.C.= ۱۱/۶%)
مزرعه ای برای خاک فوکی (شنی لومی)	۶/۹۳	۱۵/۵۸	۱۴/۱۷	شرایط خشک (M.C.= ۶/۷%)
داده های بدست آمده از مدل شبکه عصبی	۶/۱۰	۱۲/۵۶	۱۲/۵۸	شرایط مرطوب (M.C.= ۱۱/۶%)
	۶/۸۸	۱۵/۵۰	۱۴/۰۲	شرایط خشک (M.C.= ۶/۷%)
داده های بدست آمده از مدل ارثر و همکاران <sup>۲</sup> برای خاک شنی لومی	۶/۸۰	۱۱/۸۶	۱۳/۸۱	شرایط خشک خاک داتن (Dothan) - شنی لومی (M.C.= ۷/۸۴%)
	۵/۲۶	۱۱/۹۳	۱۴/۴۹	شرایط خشک خاک نورفولک (Norfolk) - شنی لومی (M.C.= ۵/۹۱%)

۱- محتوی رطوبتی خاک بر پایه وزن خشک خاک محاسبه شده است.

۲- مدل ارائه شده توسط گارنر و همکاران (۱۹۸۷) برای خاک داتن (Dothan) - شنی لومی به صورت  $y = -8.2 + 77.9x$  و برای خاک نورفولک (Norfolk) - شنی لومی به صورت  $y = -18.2 + 102.6x$  می باشد که در آن  $x$  عمق خاک ورزی بر حسب متر و  $y$  نیروی کششی مورد نیاز خاک ورزی بر حسب کیلو نیوتن می باشد. این مدلها برای زیرشکن دارای ۴ ساقه ارائه شده است و به منظور محاسبه نیروی کششی برای زیرشکن دو ساقه عدد بدست آمده باید تقسیم بر عدد ۲ شود.

جدول ۷: مقایسه داده های بدست آمده برای نیروی کششی خاکورزی توسط مدل شبکه عصبی با داده های مدل های رگرسیونی برای خاک فیسویل (لومی شنی)

مقادیر نیروی کششی برای یک زیرشکن دو ساقه در عمق مشخص (kN)				
منابع داده	۲۰ cm	۳۰ cm	۴۶ cm	
استاندارد ASAE	۵/۵۱-۱۶/۵۳	۸/۲۶۵-۲۴/۷۹	۱۲/۶۷-۳۸/۰۲	خاک با بافت سنگین
	۳/۸۵-۱۱/۵۷	۷/۹۰-۲۳/۷۲	۸/۸۷-۲۶/۶۱	خاک با بافت متوسط
داده های بدست آمده از آزمایشهای مزرعه ای برای خاک فیسویل (لومی شنی)	۵/۵۰	۹/۹۲	۲۰/۲۲	شرایط مرطوب <sup>۱</sup> (M.C.=۱۳/۵٪)
	۷/۱۸	۱۲/۰۰	۲۲/۵۶	شرایط خشک (M.C.= ۹/۹٪)
داده های بدست آمده از مدل شبکه عصبی	۵/۳۱	۹/۷۸	۲۰/۱۷	شرایط مرطوب (M.C.= ۱۳/۵٪)
	۷/۰۵	۱۲/۱۶	۲۲/۶۸	شرایط خشک (M.C.= ۹/۹٪)
داده های بدست آمده از مدل گارنر و همکاران برای لومی شنی	هیچ مدلی برای خاک لومی شنی توسط گارنر و همکاران ارائه نشده است.			

۱- محتوی رطوبتی خاک بر پایه وزن خشک خاک محاسبه شده است.

## نتیجه گیری

۱- در این تحقیق به منظور توسعه مدل پیش بینی نیروی کششی و انرژی مورد نیاز خاکورزی (زیرشکنی) پارامترهایی سرعت پیشروی تراکتور، عمق خاکورزی و پارامترهای مختلف خاک (از جمله شاخص مخروطی، محتوی رطوبتی، هدایت الکتریکی و درصد رس و شن) مورد استفاده قرار گرفتند.

۲- شبکه پس انتشار برگشتی با الگوریتم آموزشی لونیبرگ - مارکوات نتایج بهتری را نسبت به سایر الگوریتم های آموزشی در شبیه سازی داده ها و آموزش شبکه عصبی مصنوعی ارائه کرد. استفاده از دو لایه میانی با تعداد ۱۲ عدد نرون در لایه اول و ۱۰ عدد نرون در لایه دوم پایین ترین خطای شبکه و بالاترین دقت شبیه سازی را نسبت به سایر الگوریتم های آموزشی و همچنین الگوریتم آموزشی لونیبرگ - مارکوات با یک لایه میانی نشان داد.

۳- الگوریتم گرادیان نزولی مقیاسی با وجود دقت شبیه سازی پایین تر نسبت به الگوریتم لونیبرگ - مارکوات، دقت پیش بینی بهتری را نسبت به آن ارائه داد. با وجودیکه این اختلاف جزئی بوده و قابل صرف نظر کردن می باشد.

۴- با توجه به دقت پیش بینی بالا (۹۵/۸٪) و دقت شبیه سازی بالاتر (۹۷/۶٪) استفاده از الگوریتم لونیبرگ - مارکوات (با دو لایه میانی) در مقایسه با سایر الگوریتم های آموزشی به منظور پیش بینی نیروی کششی و انرژی خاکورزی مورد نیاز توصیه می گردد.

۵- مقایسه نتایج بدست آمده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل های رگرسیونی به منظور پیش بینی نیروی کششی مورد نیاز عملیات زیرشکنی نشان داد که محدوده نیرویی ارائه شده توسط مدل ASAE (با دقت  $\pm 50\%$ ) بر داده های واقعی بدست آمده از مزرعه آزمایشی منطبق می باشد. همچنین مدل گارنر و همکاران داده های کوچکتری را نسبت به داده های واقعی نیروی کششی



ارائه می‌نماید. مدل شبکه عصبی مصنوعی داده‌های بسیار نزدیکتری به داده‌های واقعی در مقایسه با سایر مدل‌های رگرسیونی ارائه کرد.

## منابع

- ۱- عباسپور گیلانده، ی.، ا. خلیلیان، ر. علیمردانی، ع. کیهانی و س.ح. ساداتی. ۱۳۸۵. مقایسه انرژی موردنیاز خاک‌ورزی در عمق یکنواخت و متغیر، تحت تأثیر سرعت پیشروی و رطوبت خاک. مجله علوم کشاورزی ایران. ج ۳۷، ش ۴، ص ۴۸۳-۴۷۳.
2. Abbaspour-Gilandeh, Y., A. Khalilian, R. Alimardani, A.R. Keyhani, S.H. Sadati. 2005. Energy savings with variable-depth tillage. Proceedings of the 2005 Southern Conservation Tillage Systems Conference, Florence, South Carolina, USA.
3. Adamchuk, V.I., M.T. Morgan, and H.S. Sumali. 2001. Mapping of spatial and vertical variation of soil mechanical resistance using linear pressure model. Presented at the 2001 ASAE Annual International Meeting, Paper No.01-1019, American Society of Agricultural Engineers. 2950 Niles Road, St. Joseph, MI 49085-9659, USA.
4. ASAE Standards, 2004a. ASAE S313.3 FEB04: soil cone penetrometer. In: Hahn, R.H., Purschwitz, M.A., Rosentreter, E.E. (Eds.), and ASAE Standards 2004.ASAE, St. Joseph, MI.
5. ASAE Standards. 2001a. ASAE D497.4: Agricultural machinery management data. American Society of Agricultural Engineers. St. Joseph, MI 49085-9659, USA.
6. ASAE Standards. 2001b. ASAE EP496.2: Agricultural machinery management. American Society of Agricultural Engineers. St. Joseph, MI 49085-9659, USA.
7. Cheung, W.H. 1997. Neural network aided activation fuel consumption modeling. M.S. thesis in civil engineering. Virginia polytechnic Institute and State University.
8. Garner, T.H., W.R. Reynolds, H.L. Musen, G.E. Miles, J.W. Davis, Dam Wolf, and U.M. Peiper. 1987. Energy requirement for subsoiling coastal plain soils. Transactions of the ASAE 30(2): 343-349.
9. Garner, T.H., H.L. Musen, and R.B. Dodd. 1986. Management data for primary tillage of Coastal Plain soils. 1986 Proceedings, Beltwide Cotton Production Research Conferences, pp.465-466, January 4-9 1986, Las Vegas, Nevada.
10. Gautam, R.K., S. Panigrahi, D. Franzen. 2003. Neural network models for soil nitrate prediction using imagery and non-imagery information. ASAE Paper No. 033065. ASAE, St. Joseph, MI.
11. 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.
12. Goh ATC. 1995. Back-propagation neural network for modeling complex systems. Artificial Intelligence in Engineering; 9:143-151.
13. Gorucu, S., A. Khalilian, Y.J. Han, R.B. Dodd, F.J. Wolak, and M. Keskin. 2001. Variable depth tillage based on geo-referenced soil compaction data in Coastal Plain region of South Carolina. ASAE Paper No. 011016. St. Joseph, Mich.: ASAE.
14. Khalilian, A., Y. J. Han, R. B. Dodd, Mike J. Sullivan, S. Gorucu and M. Keskin. 2002. A Control System for Variable Depth Tillage. ASAE Paper No. 021209. St. Joseph, Mich.: ASAE.



15. 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 (1998) 69-86.
16. Levine, E.R., D.S. Kimes and V.G. Sigillito. 1996. Classifying soil structure using neural networks. *Ecological modelling* 92: 101-108.
17. Lund, E.D., C.D. Christy, and P.E. Drummond. 1999. Practical applications of soil electrical conductivity mapping. p. 771-779. In J.V. Stafford (ed.) *Precision Agriculture '99- Proc. of the 2nd Eur. Conf. on Precision Agriculture*. Denmark, 11-15 July 1999. SCI, Sheffield, UK.
18. MATLAB. 1994. *Neural Network TOOLBOX*. Natick, MA: The Mathworks Inc.
19. Sudduth, K.S., N.R. Kitchen, and S.T. Drummond. 1998. Soil conductivity sensing on claypan soils: comparison of electromagnetic induction and direct methods. P. 979-990. *Proc. 4th Intl. Conf. On Precision Agriculture*, St. Paul, MN. ASA, CSSA, and SSSA, Madison, WI.
20. Taylor, H.M., L.F. Locke, and J.E. Box. 1964. Pans in the southern Great Plains soils: III. Their effect on yield of cotton and grain sorghum. *Agronomy Journal*. 56:542-545.
21. Upadhyaya S.K., T.X. Ma, W.J. Chancellor, and Y.M. Zhao. 1987. Dynamics of soil-tool interaction. *Soil & Tillage Research*. 9(1): 187-206.
22. Upadhyaya, S. K., T.H. Williams, L. J. Kemble and N. E. Collins. 1984. Energy requirement for chiseling in coastal plain soils. *Transactions of the ASAE* 36(5): 1267-1270.
23. Zhang, Z.X. and Kushwaha, R.L. 1999. Application of neural network to simulate soil-tool interaction and soil behavior. *Canadian Agric. Eng.* 41: 119-125.