

یادداشت پژوهشی

پیش‌بینی میزان خردشدگی خاک طی عملیات خاک‌ورزی با استفاده از سیستم استنتاج فازی -

عصبی (ANFIS)

رضا صدقی^۱ - یوسف عباسپورگیلانده^{۲*}

تاریخ دریافت: ۹۱/۱۱/۸

تاریخ پذیرش: ۹۲/۱۰/۱۴

چکیده

ایجاد ساختمان مناسب برای خاک به‌منظور رشد محصول از اهمیت زیادی برخوردار است و یکی از مشخصه‌های اصلی ساختمان خاک، اندازه خاک‌دانه‌ها می‌باشد. راه‌های مختلفی جهت نشان دادن وضعیت پایداری خاک‌دانه‌ها وجود دارد که از متداول‌ترین آنها می‌توان به تعیین میانگین وزنی قطر خاک‌دانه‌ها اشاره کرد. در این مقاله از روش سیستم استنتاج فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی (ANFIS) برای توصیف میزان خرد شدن خاک در ترکیب ادوات خاک‌ورزی اولیه و ثانویه شامل زیرشکن، گاواهن برگرداندار و دیسک ثانویه به‌منظور تهیه زمین برای کاشت محصولات زراعی استفاده شد. سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی روش مناسبی برای حل مسائل غیرخطی است. ANFIS ترکیبی از روش استنتاج فازی (FIS) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) است که از توانایی هر دو مدل بهره می‌برد. در این تحقیق، ورودی‌های مدل شامل محتوی رطوبتی خاک، سرعت پیشروی تراکتور و لایه‌های عمقی شخم بود. برای ارزیابی عملکرد مدل از پارامترهای مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)، درصد خطای نسبی (E)، میانگین خطای مطلق (MAE) و ضریب تبیین (R^2) استفاده شد که به ترتیب ۰/۱۳۵، ۳/۶٪، ۰/۱۲۲ و ۰/۹۸۱ به دست آمد. به‌منظور ارزیابی مدل ANFIS، داده‌های به‌دست آمده از این مدل با داده‌های مدل شبکه عصبی مصنوعی مورد مقایسه قرار گرفت. مقایسه نتایج به‌دست آمده از مدل فازی - عصبی و شبکه عصبی مصنوعی نشان داد که مدل ANFIS داده‌های نزدیک‌تری به داده‌های واقعی در مقایسه با مدل شبکه عصبی مصنوعی ارائه کرد.

واژه‌های کلیدی: خاک‌ورزی، خردشدگی خاک، میانگین وزنی قطر خاک‌دانه‌ها، سیستم استنتاج فازی - عصبی، شبکه عصبی مصنوعی

مقدمه

از انجام عملیات خاک‌ورزی ایجاد محیطی مناسب برای جوانه‌زنی بذر، رشد ریشه، کنترل علف‌های هرز، نرم کردن و تثبیت خاک و زیر خاک بردن بقایای گیاهی می‌باشد (Aluko and Koolen, 2000).

مهم‌ترین ویژگی یک خاک با توجه به مخلوط شدن و مرتب شدن ذرات توسط ابزارهای برشی، توزیع اندازه ذرات در خاک است. میزان خردشدگی خاک جزء پارامترهای تأثیرگذار بر کارکرد ادوات مورد استفاده می‌باشد و همچنین می‌تواند در طراحی و بهینه‌سازی آنها مؤثر باشد، لذا افزایش دقت در تحلیل این پارامتر مورد توجه بسیاری از محققین است. نتایج کلی بسیاری از تحقیقات نشان

عملکرد نهایی محصولات کشاورزی به عوامل مؤثر رشد در طی دوره رویشی بستگی دارد. شرایط فیزیکی خاک یکی از این عوامل است که غالباً اثر چشم‌گیری بر رشد و عملکرد محصول دارد. زیرا این عامل، کنترل‌کننده محیطی است که ریشه‌ها در آن توسعه می‌یابند. حالت فیزیکی خاک نقش مهمی در سبز شدن بذر، رشد و توسعه ریشه گیاه و تولید محصول دارد. انجام عملیات صحیح خاک‌ورزی، استفاده از ادوات مناسب و دقت در شرایط اجرای عملیات، باعث می‌گردد تا از تخریب خاک اراضی جلوگیری شده و به حفظ و بهبود خواص فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیکی آن کمک گردد. هدف

۱- دانشجوی سابق کارشناسی ارشد گروه مهندسی مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشگاه محقق اردبیلی

۲- دانشیار گروه مهندسی مکانیک ماشین‌های کشاورزی دانشگاه محقق اردبیلی
* - نویسنده مسئول: (Email: abbaspour@uma.ac.ir)

اساس رویکرد اصول مدل‌سازی فازی (ماکسیم-مینیم ممدانی^۴) برای پیش‌بینی میزان شل‌شدگی خاک و راندمان کشتی در خاک-ورزی توسعه داده و با مدل رگرسیونی مقایسه کردند. نتایج آنها نشان داد میانگین نسبی خطا از مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در مدل فازی خیلی کمتر از مدل رگرسیونی است. شبکه عصبی مصنوعی، دیگر روشی است که با مدل‌سازی ارتباطات سیناپسی و ساختار نرونی مغز انسان، رویکردی برای پیاده‌سازی مصنوعی ویژگی‌های فیزیولوژیک آن است. هرچند که شبکه‌های عصبی مصنوعی با مدل واقعی مغز فاصله زیادی دارند، اما توانایی این شبکه‌ها در کشف روابط غیرخطی میان داده‌های ورودی و استخراج مدل دینامیک غیرخطی حاکم بر داده‌ها قابل ملاحظه بوده و در مقایسه با مدل‌های مرسوم، این مدل‌ها به ورودی‌های کمتر و تلاش محاسباتی اندکی نیاز دارند. در بسیاری از تحقیقات انجام شده برتری مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل رگرسیونی کلاسیک گزارش شده است (Rahimi-Ajdadi and Abbaspour-Gilandeh, 2011). در منطق فازی، توابع عضویت و قوانین توسط فرآیند آزمون و خطا تعیین می‌شود. برای یک سیستم پیچیده، به یک زمان قابل توجهی برای پیدا کردن توابع عضویت و قواعد درست برای به‌دست آوردن یک راه حل قابل اعتماد نیاز است. در شبکه‌های عصبی مصنوعی، تعیین اندازه مناسب و ساختار مطلوب شبکه کار دشواری است.

در چند سال اخیر سیستم‌های قدرتمندی تحت عنوان سیستم‌های استنتاج فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی (ANFIS)^۵ در علوم مختلف به کار برده می‌شود. این نوع سیستم‌ها با بهره‌گیری از قدرت آموزش شبکه‌های عصبی و مزیت زبانی سیستم‌های فازی توانسته است از مزایای این دو مدل در جهت تحلیل فرآیندهای پیچیده بسیار قدرتمند عمل کند. امروزه سیستم‌های فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی یکی از روش‌های کارآمد در زمینه پیش‌بینی و مدل‌سازی می‌باشد. مدل انفیس برای شرح و تفسیر سیستم‌های غیرخطی مانند خاک-ابزار ایده‌آل است. مدل انفیس در بسیاری از تحقیقات کشاورزی به کار برده شده است. اکبرزاده و همکاران (۲۰۰۹) از مدل انفیس برای تخمین فرسایش خاک استفاده نمودند. ندرلو و همکاران (۲۰۱۲) مدلی را بر اساس سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی برای پیش‌بینی عملکرد محصول گندم بر اساس انرژی‌های مختلف ورودی ارائه دادند.

هدف اصلی از این تحقیق، توسعه و ارزیابی مدل انفیس برای پیش‌بینی میزان خردشدگی خاک طی عملیات خاک‌ورزی به‌منظور

می‌دهد که یک بستر بذر خوب برای حبوبات و غلات، بستری است که تقریباً ۵۰٪ خاک‌دانه‌ها در محدوده ۰/۵ تا ۶ میلی‌متر توزین شده باشند (Gardner, 1956; Berntsen and Berre, 1993; Perfect and Kay, 1994). راسل (۱۹۶۵) مناسب‌ترین دامنه تغییرات اندازه خاک‌دانه‌ها در یک بستر بذر مطلوب را بین ۲ تا ۵ میلی‌متر می‌داند.

لغوی و مرادی (۱۹۹۶) تأثیر رطوبت خاک را بر شرایط نهایی خاک، پس از انجام شخم توسط گاواهن برگردان‌دار در یک خاک لومی رسی بررسی نموده و خرد شدن بهتر و یکنواخت‌تر خاک را در دامنه رطوبت ۱۸-۱۶ درصد گزارش نمودند. اوچنی و دکستر (۱۹۷۹) رطوبت مناسب جهت اجرای عملیات خاک‌ورزی را که منجر به تشکیل حداکثر خاک‌دانه‌های ریز و حداقل کلوخه‌های درشت می‌گردد، در محتوی رطوبت نزدیک به ۰/۹ حد پایین خمیری خاک گزارش نمودند. نامداری و همکاران (۲۰۱۱) مطالعه‌ای را با استفاده از روش تحلیل حالات بالقوه شکست و اثرات آن (FMEA)^۱ به‌منظور انجام شخم مطلوب با گاواهن برگردان‌دار انجام دادند. در این مطالعه آن‌ها دو شاخص قطر متوسط وزنی کلوخه‌ها و میزان برگردان بقایا را در عملیات شخم با گاواهن برگردان‌دار با استفاده از این روش بررسی کردند. نتایج مطالعه آن‌ها نشان داد که برای بزرگ بودن قطر متوسط وزنی کلوخه‌ها مهم‌ترین عوامل مدیریتی تأثیرگذار، رطوبت کم، سرعت پیشروی کم و عمق شخم زیاد می‌باشد. به‌طوری‌که رطوبت ۱۵ درصد بر مبنای وزن خشک نسبت به رطوبت ۱۰ درصد کلوخه‌های کوچک‌تری ایجاد کرده و باعث کاهش ۳۹ درصد در اندازه‌ی کلوخه‌ها شده است. همچنین در عمق ۲۰-۱۵ سانتی‌متر نسبت به عمق ۳۰-۲۵ سانتی‌متر، اندازه کلوخه‌های ایجاد شده کوچک‌تر شده است.

در گذشته، از مدل‌های ریاضی برای پیدا کردن رابطه بین ورودی‌ها و خروجی‌های یک فرآیند استفاده می‌شد. اما این رویکرد منطق کلاسیک نیاز به تعریف دقیقی از معادلات مدل ریاضی توصیف شده برای آن پدیده داشت. امروزه، اثبات شده است که در بسیاری از کاربردها روش منطق فازی (FL)^۲ به‌عنوان یکی از راه‌حل‌های تحقق اهداف هوش مصنوعی (AI)^۳ نسبت به چارچوب‌های ریاضی کلاسیک برتری دارند. زیرا منطق فازی از نظر مفهومی بسیار ساده و انعطاف‌پذیر می‌باشد. در واقع به‌آسانی می‌توان یک سیستم فازی را برای حل یک مسئله پیچیده با استفاده از قوانین اگر-آنگاه سازماندهی نمود. در تحقیقی ماراکوفلو و چارمن (۲۰۱۰) مدلی را بر

4- Mamdani max-min

5-Adaptive neuro-fuzzy inference systems

1- Failure mode and effect analysis

2- Fuzzy logic

3- Artificial intelligent

متر مربعی با ابعاد ۱۰×۲۵ متر انتخاب گردید. به‌منظور اندازه‌گیری پارامترهای مورد مطالعه، این قطعه زمین به ۵ کرت با ابعاد ۵×۱۰ تقسیم شد. بعد از آن نمونه‌های خاک از هر کرت به‌منظور به‌دست آوردن بافت خاک جمع‌آوری گردید. به‌منظور تعیین محتوای رطوبتی خاک همزمان با انجام آزمایشات مزرعه‌ای از هر کرت آزمایشی نمونه خاک در عمق‌های ۱۰-۰، ۲۰-۱۰، ۳۰-۲۰ سانتی‌متر برداشته شد. جدول (۱) خصوصیات بافت خاک مزرعه آزمایشی را ارائه می‌کند.

تهیه زمین برای کاشت محصولات زراعی و مقایسه آن با مدل شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد.

مواد و روش‌ها

آزمایش‌های مزرعه‌ای و ادوات و ابزار مورد استفاده در

تحقیق

آزمایش‌های مزرعه‌ای در مزارع آموزشی و تحقیقاتی دانشکده کشاورزی دانشگاه محقق اردبیلی انجام شد. برای انجام عملیات شخم به‌منظور تهیه زمین برای کاشت محصولات زراعی، یک قطعه ۲۵۰

جدول ۱- میانگین مقادیر پارامترهای خاک مورد مطالعه

Table 1- Average values of soil parameter

میانگین درصد رطوبت خاک بر پایه وزن خشک در عمق ۰-۳۰ cm خاک	درصد رس Clay (%)	درصد سیلیت Silt (%)	درصد شن Sand (%)	نوع خاک Soil type
Average of soil moisture content based on dry weight at soil depth of 0-30 cm				
شرایط مرطوب Wet condition				شنی لومی Sandy loam
شرایط خشک Dry condition	9	17.5	73.5	
12				
17				

نمونه‌گیر به شکل استوانه با ابعاد قطر ۲۵۰ میلی‌متر و ارتفاع ۳۰۰ میلی‌متر از جنس فولاد طراحی و ساخته شد. به‌طوری‌که این نمونه‌گیر گيج بندی شده و شامل ۵ لایه ۵۰ میلی متری بود و بعد از اجرای شخم در نقطه مورد نظر فرو برده می‌شد تا خاک هر لایه مورد نظر به‌دست آید. برای تعیین قطر خاک‌دانه‌ها از الک‌های استاندارد با شماره‌های مختلف استفاده شد. نمونه به‌دست آمده از سطح مربوط به هر پلات الک شده و برای الک کردن نمونه‌ها از دستگاه شیکر استفاده شد. الک‌های به‌کار رفته در این تحقیق دارای اندازه سوراخ ۱۰، ۴، ۲/۳۶، ۱/۴، ۱، ۰/۵، ۰/۱۸ و ۰/۱۰۶ میلی‌متر بود. سپس خاک باقیمانده در روی هر الک به‌وسیله یک ترازو با دقت ۰/۱ گرم توزین شد.

آماده‌سازی داده‌ها

در این تحقیق تأثیر برخی از عوامل مؤثر بر میزان خرد شدن خاک شامل محتوی رطوبتی خاک در دو سطح خشک و مرطوب، سرعت پیشروی در پنج سطح: ۳/۳۲، ۳/۸۳، ۴/۲۵، ۵/۹۲، ۸/۶۵ کیلومتر بر ساعت و لایه‌های عمقی شخم در پنج سطح: ۵-۱۰، ۱۵-۱۰، ۲۰-۱۵، ۲۵-۲۰ سانتی‌متر در منطقه اردبیل، در قالب طرح بلوک‌های کامل تصادفی، با سه تکرار مورد تحلیل و بررسی قرار گرفت. تعداد کل داده‌های به‌دست آمده ۱۵۰ عدد بود که از این داده‌ها ۱۳۵ داده برای مرحله آموزش^۲ مدل و ۱۵ داده برای مرحله

از یک تراکتور مسی فرگوسن مدل MF-285 تک دیفرانسیل ۷۵ اسب بخار و مجهز به سیستم ابزار اندازه‌گیری دقیق به‌منظور جمع‌آوری داده‌های سرعت پیشروی حین عملیات خاک‌ورزی استفاده شد. سیستم اندازه‌گیری دقیق تراکتور مجهز به حسگر اندازه‌گیری سرعت از نوع چرخ پنجم و سیستم جمع‌آوری داده می‌باشد. یک کامپیوتر کیفی متصل به دیتالاگر DT800 به‌منظور جمع‌آوری داده‌های اندازه‌گیری مبدل‌های اشاره شده به‌کار گرفته شد. مزرعه آزمایشی بعد از شخم به‌وسیله زیرشکن دو شاخ در عمق ثابت ۳۰ سانتی‌متر و سپس با گاوآهن برگرداندار ۳ خیشه یک‌طرفه، دو بار به‌صورت عمود برهم دیسک‌زنی شد. برای اندازه‌گیری درجه خرد شدن خاک، میانگین وزنی قطر خاک‌دانه‌ها (MWD)^۱ طبق رابطه (۱) استفاده شد (Adam and Erbach, 1992):

$$MWD = \sum(W_i \cdot D_i) / W_t \quad (1)$$

که در آن MWD قطر میانگین وزنی بر حسب میلی‌متر، W_i خاک باقیمانده بر روی غربال مورد نظر بر حسب گرم، W_t وزن کل خاک خرد شده در هر نمونه مورد آزمایش بر حسب گرم، D_i قطر خاک‌دانه‌ها بر حسب میلی‌متر می‌باشد.

جهت نمونه‌برداری از یک قاب چوبی ۵۰×۵۰ سانتی‌متر استفاده گردید. برای نمونه‌برداری خاک از لایه‌های عمق مورد نظر یک

1- Median weight diameter

ورودی به بازه‌های مختلف فازی با استفاده از تابع عضویت، مشخص می‌گردد:

$$O_{1,i} = \mu A_i(x), \quad \text{for } i = 1, 2 \quad (3)$$

$$O_{1,i} = \mu B_i(y), \quad \text{for } i = 3, 4 \quad (4)$$

تابع عضویت گاوسین^۴ $\mu A_i(x)$ به صورت زیر بیان می‌گردد که در آن C_i و a_i مجموعه پارامتر (پارامترهای اولیه^۵) و x ورودی گره i ام می‌باشد.

$$\mu A_i(x) = \exp \left[- \left(\frac{x - C_i}{a_i} \right)^2 \right] \quad (5)$$

لایه دوم: (گره‌های قاعده) هر گره در این لایه درجه فعالیت یک قانون را محاسبه می‌کند:

$$O_{2,i} = w_i = \mu A_i(x) \times \mu B_i(y), \quad i = 1, 2 \quad (6)$$

لایه سوم: خروجی این لایه نرمالیزه شده لایه قبلی است:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1, 2 \quad (7)$$

لایه چهارم: (گره‌های نتیجه) در این لایه خروجی هر گره برابر است با:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (P_i x + q_i y + r_i) \quad (8)$$

لایه پنجم: (گره‌های خروجی) در این لایه هر گره مقدار خروجی نهایی را به صورت زیر محاسبه می‌نماید (تعداد گره‌ها برابر تعداد خروجی‌هاست):

$$\text{Overall output} = O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (9)$$

آموزش این سیستم‌ها به این مفهوم است که با استفاده از داده‌های آموزشی پارامترهای غیرخطی مربوط به توابع عضویت فازی در لایه اول و پارامترهای خطی لایه چهارم طوری تعیین شوند که به‌ازای ورودی دلخواه، خروجی مطلوب حاصل شود. روش آموزش هیبرید^۶ یکی از مهم‌ترین روش‌های آموزش سیستم‌های استنتاج فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی می‌باشد. در این روش جهت آموزش در لایه اول از روش پس انتشار خطا^۷ و در لایه چهارم سیستم از روش تخمین کمترین مربعات^۸ استفاده می‌شود (Jang and Sun, 1997). در این تحقیق، این مدل با سه ورودی محتوای رطوبتی خاک، سرعت پیشروی و لایه‌های عمقی شخم و خروجی میانگین وزنی قطر خاک‌دانه‌ها در نرم افزار MATLAB (Version 7.12.0) و در قسمت Fuzzy Logic Toolbox ایجاد شد. شکل ۲ ساختار این مدل را نشان می‌دهد.

- 4- Gaussian membership function
- 5- Premise parameters
- 6- Hybrid learning
- 7- Back propagation (BP)
- 8- Least squares estimator (LSE)

وارسی^۱ مورد استفاده قرار گرفت. برای افزایش دقت و سرعت عملکرد مدل‌ها، داده‌ها در رنج [۰-۱] طبق رابطه (۲) نرمال شدند (Sajikumar and Thandaveswara, 1999):

$$X_{norm} = (X - X_{min}) / (X_{max} - X_{min}) \quad (2)$$

که در آن: X_{norm} مقادیر نرمال شده، X مقدار مشاهده شده، X_{max} و X_{min} به ترتیب مقادیر بیشینه و کمینه داده‌های مشاهده شده است.

سیستم‌های استنتاج فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی (ANFIS)

اساس ANFIS بر پایه‌ای از مجموعه داده‌های ورودی/خروجی یک سیستم استنتاج فازی (FIS) است. این سیستم بر پایه قوانین ترکیبی از سه جزء: توابع عضویت متغیرهای ورودی و خروجی (فازی کردن)، قوانین فازی (پایگاه قواعد)، استنتاج مکانیزم ترکیب قواعد با ورودی فازی) و مشخصه‌های خروجی و نتایج سیستم (غیر فازی سازی) است (Krueger et al, 2011).

اولین بار جانگ^۲ (۱۹۹۳) توانست از قدرت زبانی سیستم‌های فازی و آموزش شبکه‌های عصبی استفاده نماید و سیستمی تحت عنوان سیستم‌های فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی ارائه نماید (Jang, 1993). غالباً سیستم‌های انفیس را با استفاده از یک سیستم فازی تاکاگی-سوگنو-کانگ (TSK)^۳ به صورت ساختار شبکه‌ای پیش‌رونده به کار می‌برند. برای سادگی کار فرض می‌کنیم که سیستم فازی ما دو ورودی x و y دارد و خروجی آن z است. حال اگر قوانین به صورت زیر باشند:

Rule1: if x is A_1 and y is B_1 then f_1

$$= P_1 x + q_1 y + r_1$$

Rule2: if x is A_2 and y is B_2 then f_2

$$= P_2 x + q_2 y + r_2$$

و اگر برای غیرفازی سازی (تبدیل خروجی نهایی سیستم به یک عدد کلاسیک) از روش میانگین مراکز استفاده کنیم خروجی به صورت زیر خواهد بود:

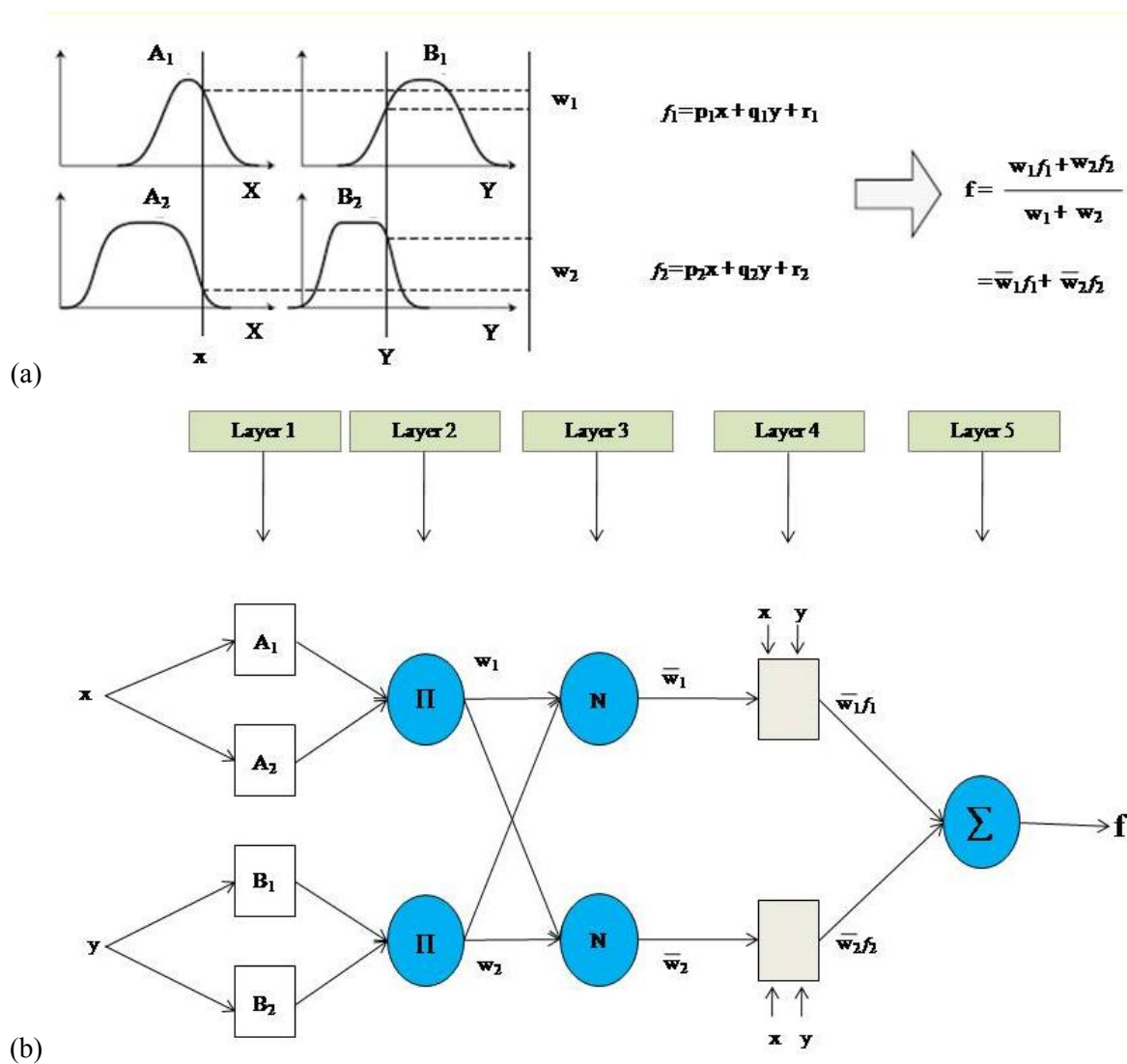
$$f = \frac{w_1 f_1 + w_2 f_2}{w_1 + w_2} = \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2 \quad \text{st}$$

$$\bar{w}_1 = \frac{w_1}{w_1 + w_2}, \quad \bar{w}_2 = \frac{w_2}{w_1 + w_2}$$

ساختار معادل ANFIS که از پنج لایه تشکیل شده است به صورت زیر خواهد بود (شکل ۱):

لایه اول: (گره‌های ورودی) در این لایه درجه عضویت گره‌های

- 1- Checking
- 2- Jang
- 3-Takagi -Sugeno- Kang

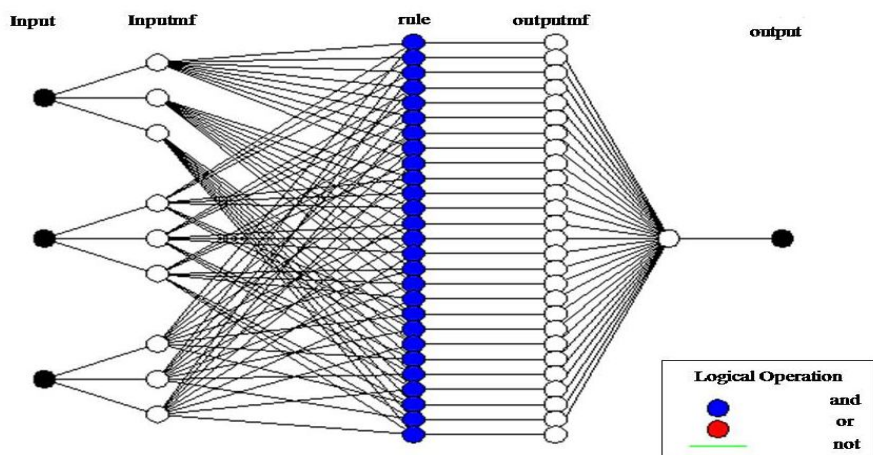


شکل ۱- (a) مدل فازی مرتبه اول سوگنو، (b) ساختار انفیس
Fig.1. (a) First-order Sugeno fuzzy model, (b) ANFIS architecture (Jang, 1992)

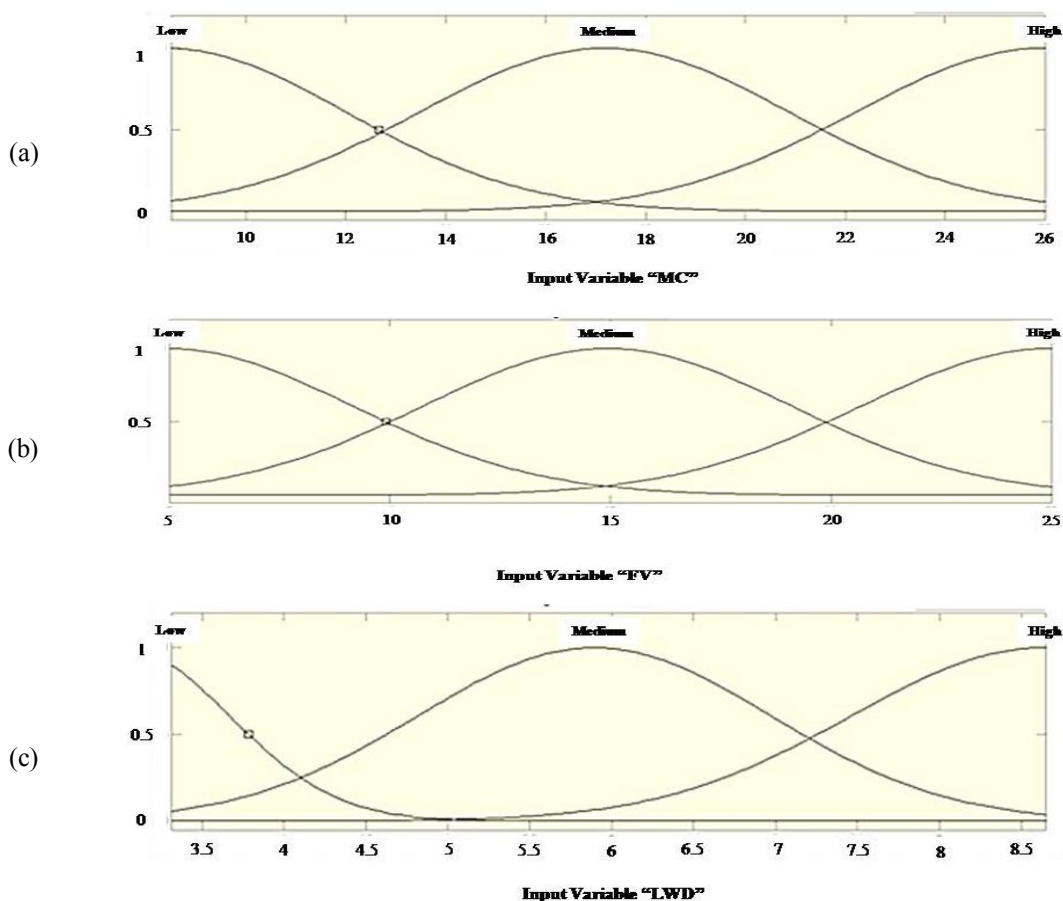
کرد و انتخاب تعداد نرون‌های لایه میانی به‌صورت سعی و خطا انجام می‌گیرد. در این تحقیق نیز تعداد لایه‌های مخفی و تعداد نرون‌ها در لایه میانی (یا لایه‌های میانی) متناسب با تعداد نرون‌ها لایه میانی بر مبنای مقایسه عملکرد شبکه‌ها انتخاب شد. همچنین در این تحقیق نوع تابع انتقال به‌کار رفته بین لایه ورودی و لایه میانی از نوع تانژانت سیگموئید و بین لایه میانی و لایه خروجی از نوع خطی بود. در این تحقیق به‌منظور آموزش شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی میزان خردشدگی خاک طی عملیات خاک‌ورزی از الگوریتم لونیگ-مارکوات استفاده گردید.

مدل شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های پرسپترون چند لایه^(MLP) 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 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



شکل ۲- ساختار مدل انفیس برای پیش‌بینی میزان خردشدگی خاک طی عملیات خاک‌ورزی
 Fig.2. ANFIS model architecture for prediction of soil fragmentation during tillage operation



شکل ۳- توابع عضویت متغیرهای ورودی: (a) محتوی رطوبتی خاک (M.c)، (b) سرعت پیشروی (F.v) و (c) لایه‌های عمقی شخم (LWD)
 Fig.3. Membership functions of input variables: (a) Moisture content, (b) Forward velocity, (c) Working depth layers

ارزیابی عملکرد مدل

معیارهای مختلفی برای ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی وجود دارد که به‌طور عمده بر اساس اختلاف بین خروجی‌های پیش‌بینی شده و خروجی‌های مطلوب و واقعی استوارند. برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها از پارامترهای مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)، درصد خطای نسبی (ε)، میانگین خطای مطلق (MAE) و ضریب تبیین (R^2) استفاده شد:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Q_i - P_i)^2} \quad (10)$$

$$\varepsilon = \frac{100\%}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{Q_i - P_i}{Q_i} \right| \quad (11)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Q_i - P_i| \quad (12)$$

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P})(Q_i - \bar{Q})]^2}{\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P})^2 \sum_{i=1}^N (Q_i - \bar{Q})^2} \quad (13)$$

در روابط فوق، N تعداد نمونه، P_i مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل، Q_i مقادیر واقعی، \bar{P} میانگین مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل، \bar{Q} میانگین مقادیر واقعی می‌باشد (Jacovides, 1997).

نتایج و بحث

میزان خردشدگی خاک طی عملیات خاک‌ورزی با استفاده از مدل انفیس تعیین شد. مهم‌ترین گام در مدل انفیس تعریف درست توابع عضویت فازی و مقادیر مربوطه است. توابع عضویت گاوسی^۱ و زنگوله‌ای^۲ محبوب‌ترین روش برای مشخص کردن مجموعه‌های فازی به دلیل دقت بالا هستند. اغلب تابع عضویت گاوسین نسبت به توابع عضویت زنگوله‌ای ارجحیت دارد (Matlab Manual, 2008). بنابراین برای توابع عضویت متغیرهای ورودی از تابع عضویت گاوسین و متغیرهای زبانی پایین (Low)، متوسط (Medium) و بالا (High) استفاده شد (شکل-۳a-c). این مدل شامل ۲۷ قانون است. همچنین این مدل دارای ۷۸ گره، ۱۰۸ پارامتر خطی (در لایه دوم)، ۱۸ پارامتر غیرخطی (در لایه اول) و در کل شامل ۱۲۶ پارامتر می‌باشد. برای آموزش سیستم استنتاج فازی از روش هیبرید^۳ استفاده شد. بعد از این که آموزش

شبکه کامل شد مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) به مقادیر ۰/۴۸۶ و ۰/۱۳۵ به ترتیب در مرحله آموزش و واری در دومین اپاک رسید. شکل ۴ رابطه بین مجذور میانگین مربعات خطا و اپاک را برای مراحل آموزش و واری نشان می‌دهد.

نتایج خروجی مدل فازی انفیس به‌صورت نمودارهای سه بعدی برحسب پارامترهای ورودی و خروجی می‌باشد که بیانگر تأثیر تغییرات پارامترهای ورودی (FV, MC, LWD) بر خروجی مدل (MWD) است (شکل ۵). در شکل (۵-ا) که بیانگر اثر رطوبت و سرعت پیشروی بر میانگین وزنی قطر خاک‌دانه‌ها است در سرعت پیشروی ۸ تا ۸/۵ کیلومتر بر ساعت و در رطوبت ۲۰ تا ۲۶ درصد بیشترین مقدار قطر متوسط وزنی مشاهده می‌گردد. در این نمودار در رطوبت‌های بالا با افزایش مقدار سرعت پیشروی مقدار قطر متوسط وزنی افزایش می‌یابد در صورتی که در رطوبت‌های پایین‌تر روند مشخصی مشاهده نمی‌گردد. کم‌ترین مقدار متوسط وزنی خاک‌دانه‌ها نیز در رطوبت‌های پایین‌تر و سرعت پیشروی کم‌تر دیده می‌شود که با تحقیقات لغوی و مرادی (۱۹۹۶) و اوجنی و دکستر (۱۹۷۹) مطابقت می‌کند.

در شکل (۵-ب) که بیانگر اثر لایه‌های عمقی شخم و رطوبت بر میانگین وزنی قطر خاک‌دانه‌ها است در لایه‌های عمقی بین ۱۰ تا ۲۰ سانتی‌متر و در رطوبت ۱۵ تا ۲۰ درصد کمترین مقدار میانگین قطر وزنی خاک‌دانه‌ها مشاهده می‌شود. همان‌طور که از نمودار پیداست با افزایش لایه‌های عمقی شخم مقدار قطر میانگین وزنی خاک‌دانه‌ها افزایش می‌یابد، این روند با کمی تغییرات برای رطوبت نیز مشاهده می‌شود که با نتایج تحقیق احمدی و ملازاده (۲۰۰۹) مطابقت می‌کند. آنها طی تحقیقی به بررسی تأثیر دو عمق شخم ۱۵-۲۰ و ۲۵-۳۰ سانتی‌متر و چهار سطح رطوبت ۱۰-۱۳، ۱۵-۱۳، ۱۵-۱۸، ۲۰-۱۸ درصد بر مبنای وزن خشک بر قطر متوسط وزنی کلوخه‌ها در عملیات شخم با گاوآهن برگرداندار پرداخته بودند و گزارش کردند که در عمق ۱۵-۲۰ سانتی‌متر و رطوبت ۱۸-۲۰ درصد کوچک‌ترین کلوخه‌ها ایجاد می‌گردد. در شکل (۵-ج) که بیانگر اثر لایه‌های عمقی شخم و سرعت پیشروی بر میانگین وزنی قطر خاک‌دانه‌ها است بیشترین مقدار متوسط وزنی خاک‌دانه‌ها در تمامی سرعت‌های پیشروی و در لایه‌های عمقی شخم ۲۰ تا ۲۵ سانتی‌متر مشاهده می‌شود. در این نمودار در سرعت‌های پایین‌تر بین ۳/۵ تا ۵/۵ کیلومتر بر ساعت با افزایش لایه‌های عمقی شخم قطر متوسط وزنی افزایش می‌یابد ولی در بقیه سرعت‌های پیشروی قطر متوسط وزنی خاک‌دانه‌ها در لایه‌های عمقی شخم ۵ تا ۲۰ سانتی‌متر مقدار ثابتی داشته ولی در لایه ۲۰ تا ۲۵ سانتی‌متر افزایش

- 1- Gaussian
- 2- Bell
- 3- Hybrid

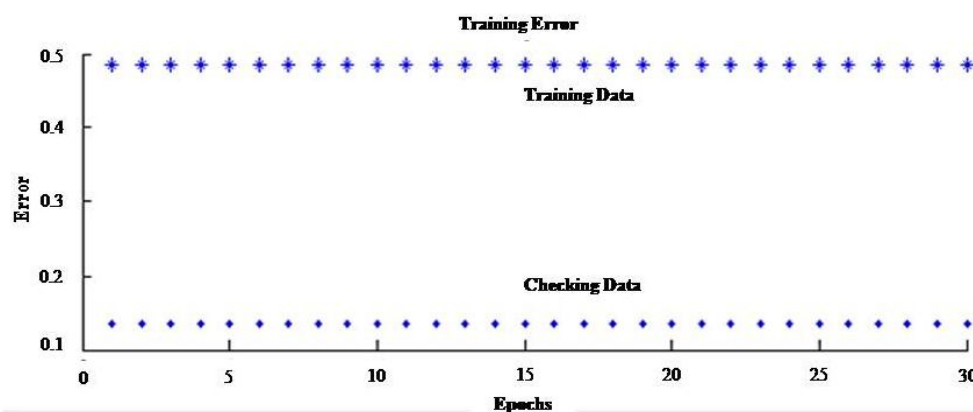
دوم دارای بالاترین دقت شبیه‌سازی (۵/۱٪) و بالاترین ضریب همبستگی (۰/۹۱۸) است. در تمام شبکه‌های ساخته شده از نرخ یادگیری و مومنت مساوی با ۰/۳ استفاده شده است.

در جدول ۲ شاخص‌های کمی ارزیابی مدل ANFIS و مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) براساس پارامترهای مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)، درصد خطای نسبی (ϵ)، میانگین خطای مطلق (MAE) و ضریب تبیین (R^2) آورده شده است. مقایسه عملکرد مدل‌ها نشان می‌دهد که مدل ANFIS نسبت به مدل ANN توانایی و دقت بالایی در پیش‌بینی میزان خردشدگی خاک داشته است به‌طوری‌که که مدل ANFIS داده‌های بسیار نزدیک‌تری به داده‌های واقعی در مقایسه با مدل ANN ارائه کرده است (شکل ۷). علاوه بر آن انحراف بین مقادیر اندازه‌گیری شده و مقادیر پیش‌بینی شده مدل‌ها محاسبه و نمودار آن رسم شد. شکل ۸ نشان می‌دهد که فاصله انحراف مقادیر پیش‌بینی شده از مدل ANFIS (۰/۱۶۳۲- تا ۰/۱۱۴۶+) برای MWD خیلی کمتر از فاصله انحراف مقادیر پیش‌بینی شده از مدل ANN (۰/۴۰۷۹- تا ۰/۲۴۹۰+) برای MWD است.

یافته است که با نتایج تحقیق کبیری و زارعیان (۲۰۰۲) مطابقت می‌کند. آنها طی تحقیقی به بررسی تأثیر عمق شخم و سرعت پیشروی تراکتور بر اندازه کلوخه‌های ایجاد شده و میزان مدفون شدن پوشش گیاهی در عملیات شخم با گاواهن برگرداندار پرداخته و گزارش کردند که با افزایش سرعت، کیفیت پشته‌های شیار یکنواخت‌تر شده و میزان خرد شدن توده خاک برش خرده بهبود یافته و مدفون شدن پوشش گیاهی سطح خاک زیادتر می‌شود.

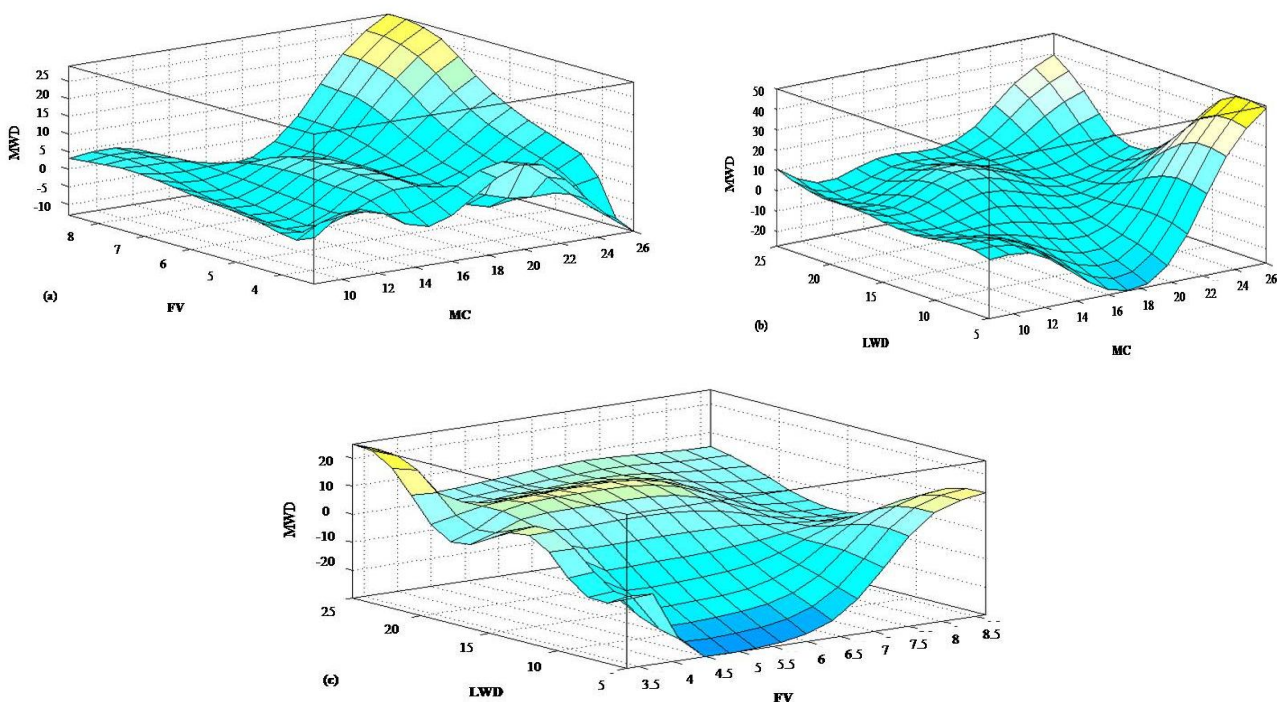
ارتباط بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده میانگین وزنی قطر خاک‌دانه‌ها با استفاده از مدل انفیس در شرایط کاری مختلف در شکل ۶ ارائه شده است. ضریب تبیین (R^2) مدل انفیس برابر ۰/۹۸۱ به‌دست آمد که حاکی از توانایی مدل انفیس در ایجاد ارتباط بین ورودی و خروجی و نزدیکی آن نسبت به مقادیر اندازه‌گیری شده است.

در این تحقیق به‌منظور آموزش شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی میزان خردشدگی خاک از الگوریتم آموزشی لوبرگ-مارکوات استفاده گردید. انتخاب تعداد مناسب لایه‌های میانی و همچنین تعداد نرونها در لایه‌های میانی، بر مبنای مقایسه عملکرد شبکه‌های با تعداد نرون متفاوت در لایه میانی و همچنین تعداد متفاوت لایه‌های میانی انجام گرفت. نتایج نشان داد به‌طوری‌که شبکه‌ای با ۲۰ نرون در لایه میانی اول و ۲۲ نرون در لایه میانی



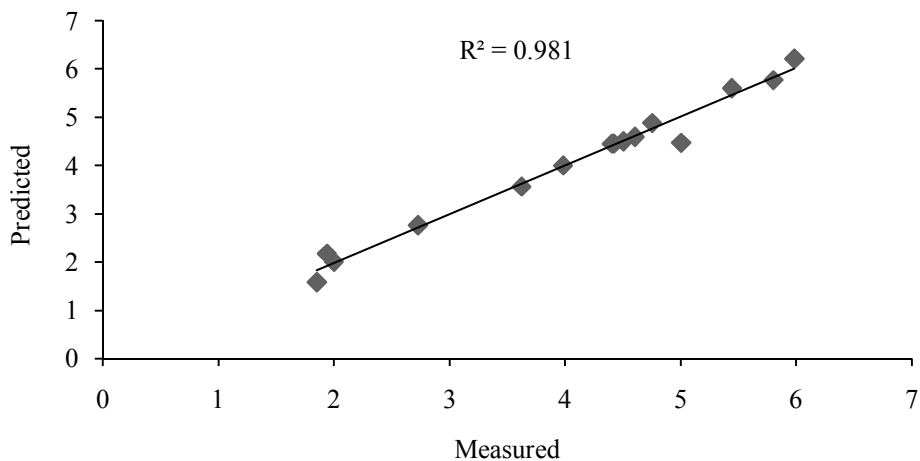
شکل ۴- تعداد اپاک‌ها در مقابل مجذور میانگین مربعات خطا برای آموزش و واری داده‌ها

Fig.4. Number of epochs versus root mean square error for training and checking data set



شکل ۵- میانگین وزنی قطر خاک‌دانه‌ها (MWD) در مقابل: (a) محتوی رطوبتی خاک (MC) و سرعت پیشروی (FV)، (b) محتوی رطوبتی خاک (MC) و لایه‌های عمقی شخم (LWD)، (c) سرعت پیشروی (FV) و لایه‌های عمقی شخم (LWD)

Fig.5. Median weight diameter versus: (a) Moisture content and forward velocity, (b) Moisture content and working depth layers, (c) Forward velocity and working depth layers



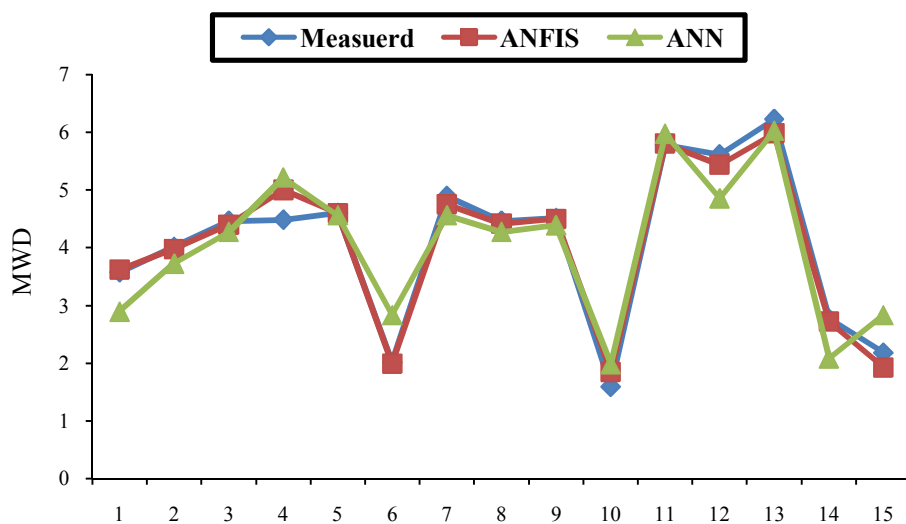
شکل ۶- رابطه بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده میانگین وزنی قطر خاک‌دانه‌ها

Fig.6. Correlation between predicted and observed values of median weight diameter

جدول ۲- شاخص‌های عملکردی (RMSE، MAE، ϵ و R^2) برای مدل‌ها

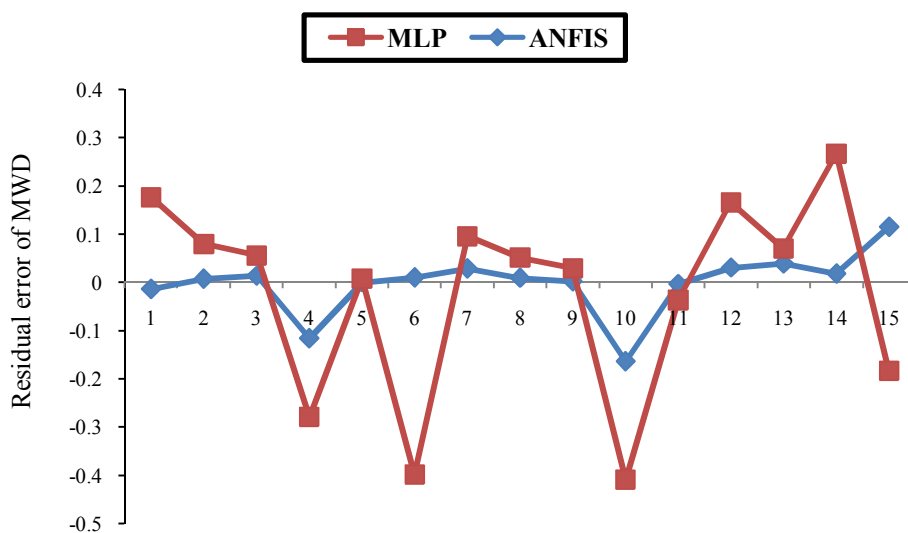
Table 2- Performance indices (RMSE, MAE, ϵ and R^2) for models.

Model	RMSE	MAE	ϵ (%)	R^2
ANFIS	0.135	0.122	3.6	0.981
ANN	0.493	0.418	5.1	0.918



شکل ۷- مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده مدل‌های ANFIS و ANN با مقادیر اندازه‌گیری شده

Fig.7. Comparison of the predicted values by ANN and ANFIS models with the observed values



شکل ۸- فاصله انحراف مقادیر پیش‌بینی شده از مدل‌های ANFIS و ANN از مقادیر اندازه‌گیری شده

Fig.8. The variation of the values predicted by ANN and ANFIS model from the observed values

نتیجه‌گیری

درصد خطای نسبی (ε)، میانگین خطای مطلق (MAE) و ضریب تبیین (R^2) استفاده شد که نتایج ارزیابی عملکرد این مدل‌ها نشان داد که مدل ANFIS توانایی پیش‌بینی میزان خردشدگی خاک طی عملیات خاک‌ورزی را با دقت بالا (۹۶/۴٪) نسبت به مدل ANN (۹۴/۹٪) دارد. نتایج حاصل از این تحقیق نشان می‌دهد که سیستم‌های استنتاج فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی، نه تنها در پیش‌بینی میزان خردشدگی خاک طی عملیات خاک‌ورزی عملکرد بهتری دارد بلکه می‌توان از آن به‌عنوان ابزاری هوشمند در جهت تخمین پارامترهای مختلف خاک‌ورزی استفاده نمود.

میزان خردشدگی خاک جزء پارامترهای تأثیرگذار بر کارکرد ادوات خاک‌ورزی است لذا پیش‌بینی و افزایش دقت در تحلیل این پارامتر می‌تواند در طراحی و بهینه‌سازی این ماشین‌ها به‌میزان قابل توجهی مدنظر باشد. در این مقاله از مدل ANFIS برای توصیف میزان خرد شدن خاک در ترکیب ادوات خاک‌ورزی اولیه و ثانویه شامل زیرشکن، گاوآهن برگرداندار و دیسک ثانویه به‌منظور تهیه زمین برای کاشت محصولات زراعی استفاده و با مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) مورد مقایسه قرار گرفت. برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها از پارامترهای مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)،

منابع

1. Adam, K. M., and D. C. Erbach. 1992. Secondary tillage tool effect on soil aggregation. Transactions of the ASAE, 35 (6): 1771-1776.
2. Ahmadi, H., and K. Mollazadeh. 2009. Effect of plowing depth and soil moisture content on reduced secondary tillage. Agricultural Engineering International: The CIGR EJournal, 11: 1-9.
3. Akbarzadeh, A., R. T. Mehrjardi, H. Rouhipour, M. Gorji, and H. G. Rahimi. 2009. Estimating of soil erosion covered with rolled erosion control systems using rainfall simulator (neuro-fuzzy and artificial neural network approaches). Journal of Applied Science Research 5 (5): 505-514.
4. Aluko, O. B., and A. J. Koolen. 2000. The essential mechanics of capillary crumbling of structured soil. Soil and Tillage Research 55: 117-126.
5. Berntsen, R., and B. Berre. 1993. Fracturing of soil clods and the soil crumbling effectiveness of draught tillage implements. Soil and Tillage Research 28: 79-94.
6. Gardner, W. R. 1956. Representation of soil aggregate-size distribution by a logarithmic-normal distribution. Soil Science Society of America Proceedings 20: 151-153.
7. Jacovides, C. P. 1997. Reply to comment on Statistical procedures for the evaluation of evapotranspiration models. Agricultural Water Management 3: 95-97.
8. Jang, J. S. R. 1993. ANFIS: Adaptive Network Based Fuzzy Inference System, IEEE transactions on Systems, Man and Cybernetics 23 (3): 665-683.
9. Jang, J. S. R., and C. T. Sun. 1997. Neuro-fuzzy modeling and control, proceedings of the IEEE, 83 (3): 378-406.
10. Jang, J. S. R. 1992. Neuro-fuzzy modeling architecture analyses and applications. Dissertation of Department of Electrical Engineering and Computer Science, University of California, Berkeley, CA 94720.
11. Kabiri, K., and S. Zarean. 2002. Evaluation of draft requirement and soil inversion of moldboard plow at different levels of speed and plowing depth. Journal of Agricultural Science and Natural Recourses 9 (2): 129-138.
12. Karatalopoulos, S. V., 2000. Understanding neural networks and fuzzy logic-basic concepts and applications, Prentice Hall, New-Delhi, India.
13. Krueger, E., S. A. Prior, D. Kurtener, H. H. Rogers, and G. B. Runion. 2011. Characterizing root distribution with adaptive neuro-fuzzy analysis, International Agrophysics 25: 93-96.

14. Loghavi, M., and A. Moradi. 1996. Draft and drawbar power requirement of moldboard plow in a clay loam soil. *Iran Agricultural Research* 15 (2): 203-214.
15. Marakoglu, T., and K. Carman. 2010. Fuzzy knowledge-based model for prediction of soil loosening and draft efficiency in tillage. *Journal of Terramechanics* 47: 173-178.
16. Matlab Manual, Fuzzy Logic Toolbox™ User's Guide, 2008.
17. Naderloo, L., R. Alimardani., M. Omid., F. Sarmadian., P. Javadikia., M. Yaser Torabi, and F. Alimardani. 2012. Application of ANFIS to predict crop yield based on different energy inputs. *Measurement* 45: 1406-1413.
18. Ojenigi, S. O. and A. R. Dexter. 1979. Soil factors affecting the macro structure produced by tillage. *Transactions of the ASAE*, 22 (2): 339-343.
19. Perfect, E., and B. D. Kay. 1994. Statistical characterization of dry aggregate strength using rupture energy. *Soil Science Society of American Journal* 58: 1804-1809.
20. Rahimi-Ajdadi, F., and Y. Abbaspour-Gilandeh. 2011. Artificial neural network and stepwise multiple range regression methods for prediction of tractor fuel consumption. *Measurement* 44 (10): 2104-2111.
21. Russel, E. W. 1965. *Soil Conditions and plant growth*. Longmans Green and Co. Ltd., London. 384P.
22. Sajikumar, N., and B. S. Thandaveswara. 1999. A nonlinear rainfall-runoff model using artificial neural networks. *Journal of Hydrology* 216: 32-55.
23. Namdari, M., Sh. Rafiee, and A. Jafari. 2011. Using failure mode and effect analysis (FMEA) for performing good ploughing with Mouldboard. *Journal of Agricultural Machinery Engineering* 1 (1): 17-24. (In Farsi).