

کاربرد روش‌های فراکاوشی در تخمین عملکرد گندم

مسلم ثروتی*^۱، علی باریکلو^۱، پریسا علمداری^۲، کامران مروج^۳

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۰۹/۰۶ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۰۲/۰۲)

چکیده

افزایش تقاضای محصولات کشاورزی و کمبود منابع آب و خاک، همراه با مشکلات تحقیقات میدانی، ضرورت استفاده از مدل‌های مناسب برای تخمین عملکرد محصولات کشاورزی را آشکار می‌سازد. این تحقیق به بررسی کارایی مدل‌های فراکاوشی شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، شبکه تطبیقی عصبی فازی (FAHP) و روش ترکیبی شبکه‌های عصبی-فازی و الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (FAP-PSO) در برآورد عملکرد گندم به کمک ویژگی‌های زودیاقت اراضی پرداخته است. منطقه مورد مطالعه در شهر ستان هریس (استان آذربایجان شرقی) واقع شده و رژیم حرارتی و رطوبتی به ترتیب مزیک و اریدیک هم‌مرز با زریک می‌باشد. جهت نیل به اهداف ۸۰ خاکرخ در مزارع گندم حفر گردید. از هر افق ژنتیکی یک نمونه خاک برداشت و به آزمایشگاه منتقل و تجزیه‌های فیزیکی و شیمیایی بر روی آن‌ها انجام شد. نتایج آنالیز حساسیت مدل نشان داد که نیتروژن کل، فسفر قابل جذب، درصد شیب، درصد سنگریزه، واکنش خاک و ماده آلی به‌عنوان ویژگی‌های تاثیرگذار اراضی در عملکرد گندم هستند. کارایی مدل‌های مذکور با موفقیت برای تشریح رابطه بین عملکرد گندم و ویژگی‌های زودیاقت بررسی شد. نتایج نشان داد که مدل ترکیبی نروفازی-ازدحام ذرات به دلیل آماره‌های ضریب تبیین بیشتر (۰/۸۹) و جذر میانگین مربعات خطای کمتر (۲۱۳/۵) عملکرد بهتری نسبت به دو مدل دیگر دارد. همچنین، روش نروفازی دارای ضریب تبیین (۰/۸۴) و جذر میانگین انحراف مربعات خطا (۲۴۳/۲) و شبکه‌های عصبی مصنوعی دارای ضریب تبیین (۰/۸۱) و جذر میانگین انحراف مربعات خطا (۲۷۴/۵) بوده که حاکی از دقت بالاتر روش نروفازی است. معیار میانگین هندسی نسبت خطا (GMER) نیز نشان‌دهنده بیش‌برآوردی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (۰/۲۴) و نروفازی (۰/۵۳) و کم‌برآوردی مدل نروفازی-ازدحام ذرات (۱/۱۳) می‌باشد. نهایتاً با توجه به نتایج این تحقیق، مدل ترکیبی نروفازی-ازدحام ذرات می‌تواند به‌عنوان یک ابزار قدرتمند در تخمین عملکرد گندم عمل نماید.

واژه‌های کلیدی: بهینه‌سازی ازدحام ذرات، شبکه عصبی مصنوعی، نروفازی

۱- استادیار مرکز آموزش عالی شهید باکری میاندوآب، دانشگاه ارومیه (مکاتبه کننده)

۲- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد گروه علوم و مهندسی خاک دانشگاه زنجان

۳- استادیار گروه علوم و مهندسی خاک دانشگاه زنجان

*پست الکترونیک: m.sarvati@urmia.ac.ir

مقدمه

در عصر حاضر که جمعیت کره زمین در حال افزایش است، تخمین عملکرد گندم به‌عنوان محصول راهبردی (Rotter *et al.*, 2011) و اصلی‌ترین منبع تامین کالری مورد نیاز انسان (Shahbaziyan *et al.*, 2007) اهمیت زیادی دارد. با این وجود عملکرد یک محصول بطور مستقیم تحت تاثیر ویژگی‌های خاکی قرار گرفته که برای برنامه‌ریزی مدیریت زراعی، شناسایی آن‌ها ضروری است (Yemefack *et al.*, 2005). شناسایی ویژگی‌های خاکی، به دلیل اثرات متقابل بین آن‌ها فرآیند پیچیده‌ای است (Ayoubi *et al.*, 2002). راه‌کارها و روش‌های مختلفی برای حصول به این منظور ارائه شده است که تکنیک‌های محاسباتی نرم (روش‌های فراکاوشی) از جمله شبکه‌های عصبی مصنوعی، عصبی-فازی و الگوریتم‌های ترکیبی از این جمله هستند (Shukla & Ebinger., 2004). عملکرد گندم تحت تاثیر عوامل اقلیمی، فیزیولوژیکی، ذخیره عناصر غذایی، مدیریت زراعی، مدیریت اراضی و وضعیت زمین قرار می‌گیرد (Sadras *et al.*, 2012). همچنین بافت خاک، درصد ماده آلی (Diacono *et al.*, 2012)، ازت (Asseng *et al.*, 2001)، فسفر (Takahashi & Anwar., 2007)، پتاسیم (Baquei *et al.*, 2006)، آهن و هدایت الکتریکی (Sadras *et al.*, 2003) بر عملکرد گندم تاثیر گذارند. نوروزی و همکاران (Norouzi *et al.*, 2010) از شبکه‌های عصبی مصنوعی به منظور تخمین عملکرد گندم در مناطق نیمه‌خشک و کوهستانی غرب ایران استفاده نمودند و بیان داشتند که شاخص انتقال رسوب مهم‌ترین عامل توپوگرافی بر میزان عملکرد این گیاه بوده است و میزان پروتئین موجود در دانه‌ها تحت تاثیر میزان نیتروژن کل خاک می‌باشد. باقری و همکاران (Bagheri *et al.*, 2012) به منظور تخمین پتانسیل تولید ذرت علوفه‌ای، از شبکه‌های عصبی مصنوعی بهره بردند و نشان دادند که زمانی که آب آبیاری، مقدار کود نیتروژنی و میزان درجه روز رشد به‌عنوان ورودی به مدل معرفی شوند، مدل می‌تواند عملکرد خشک گیاه را با دقت نسبتاً بالایی برآورد نماید. دراموند و سادث (Drummond & Sudduth., 1998) جهت تعیین روابطی میان ویژگی‌های خاک، توپوگرافی و عملکرد غلات در منطقه میسوری آمریکا مطالعاتی را انجام دادند. این پژوهشگران دریافتند که

روش شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به روش‌های رگرسیونی دارای خطای کمتری می‌باشد. امام‌قلی زاده (Emamgholizadeh *et al.*, 2015) نیز با مطالعات خود در منطقه اصفهان و عملکرد محصول کنگد گزارش نمودند که شبکه‌های عصبی مصنوعی کارایی بیشتری نسبت به رگرسیون چندگانه دارد. خوش‌نویسان و همکاران (Khoshnevisan *et al.*, 2014) از روش نروفازی^۱ و شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تخمین عملکرد گندم استفاده کردند. در این تحقیق از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه^۲ با یازده نرون در لایه ورودی، دو لایه پنهان با ۳۲ و ۱۰ نرون و یک لایه خروجی استفاده شد. نتایج نشان داد که مدل نروفازی نسبت به مدل شبکه مصنوعی در تخمین عملکرد گندم نتایج بهتری ارائه می‌دهد. لذا روش‌های فراکاوشی نسبت به روش‌های آماری کارایی بیشتری دارند.

روش نروفازی از توانایی یادگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی برای نحوه ارتباط ورودی و خروجی مدل بهره گرفته و از سویی دیگر با بهره‌گیری از قوانین فازی ساختار ورودی سامانه را تهیه و پایه‌ریزی می‌کند و لذا مدل‌هایی با دقت و صحت بالاتری نسبت به روش شبکه‌های عصبی ایجاد می‌نماید. روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات^۳ نیز در ارتقای نتایج روش‌های هوشمند مورد استفاده توسط محققین و مهندسين سایر علوم بسیار موثر بوده است. بنابراین از آنجایی که تخمین منطقه‌ای محصول گندم یکی از نیازهای اساسی برنامه‌ریزی‌های اقتصادی برای موازنه تولید، واردات و صادرات بوده، انتظار می‌رود که مدل ترکیبی نروفازی-ازدحام ذرات از طریق بهینه‌کردن پارامترهای تابع عضویت بر دقت مدل‌سازی افزوده شود. هدف از این تحقیق بررسی کارایی روش ترکیبی نروفازی-ازدهام ذرات، نروفازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی در برآورد عملکرد گندم آبی در بخشی از اراضی شهرستان هریس (استان آذربایجان شرقی) می‌باشد.

مواد و روش‌ها

موقعیت منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در شهرستان هریس (استان آذربایجان شرقی) با وسعت حدود ۷۵۰۰ هکتار، بین طول‌های جغرافیای ۴۶ درجه ۳۷ دقیقه و ۴۶ درجه ۴۴ دقیقه شرقی و عرض‌های ۳۸ درجه و ۷ دقیقه و ۳۸ درجه ۱۱ دقیقه

3- Particle Swarm Optimization (PSO)

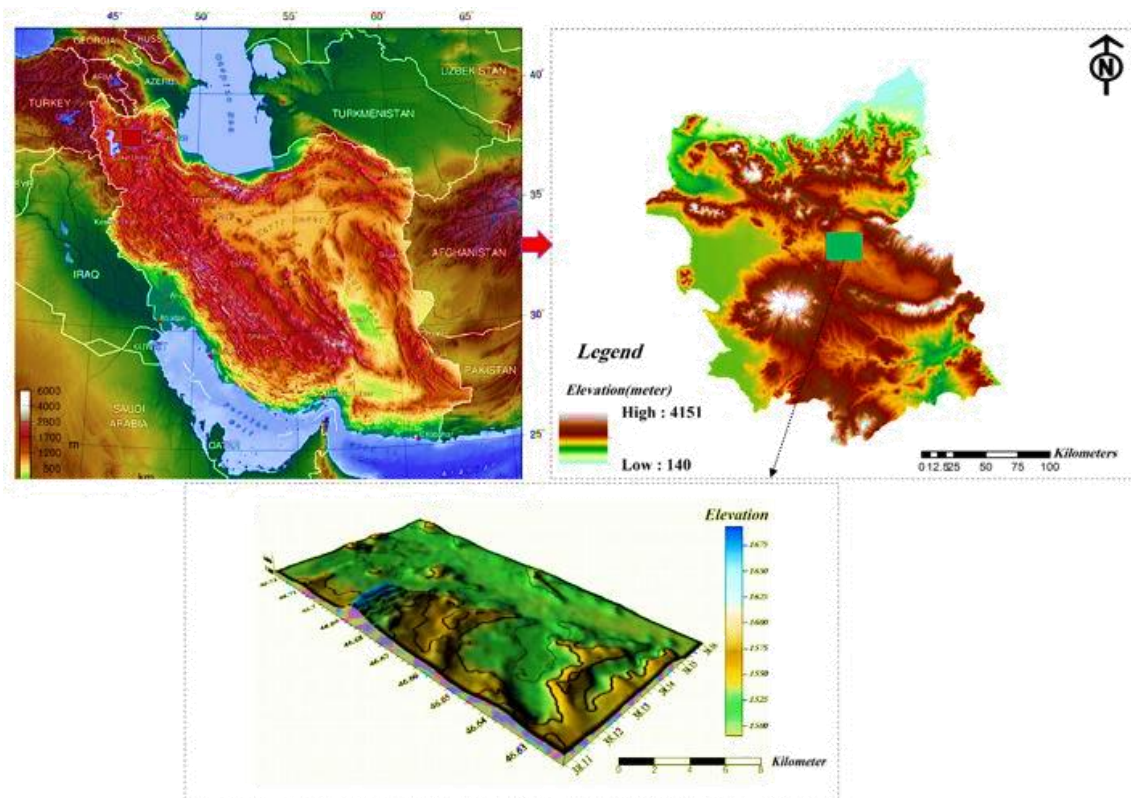
1- Adaptive Neuro fuzzy inference system (ANFIS)

2- Artificial Neural Network Multilayer perceptron

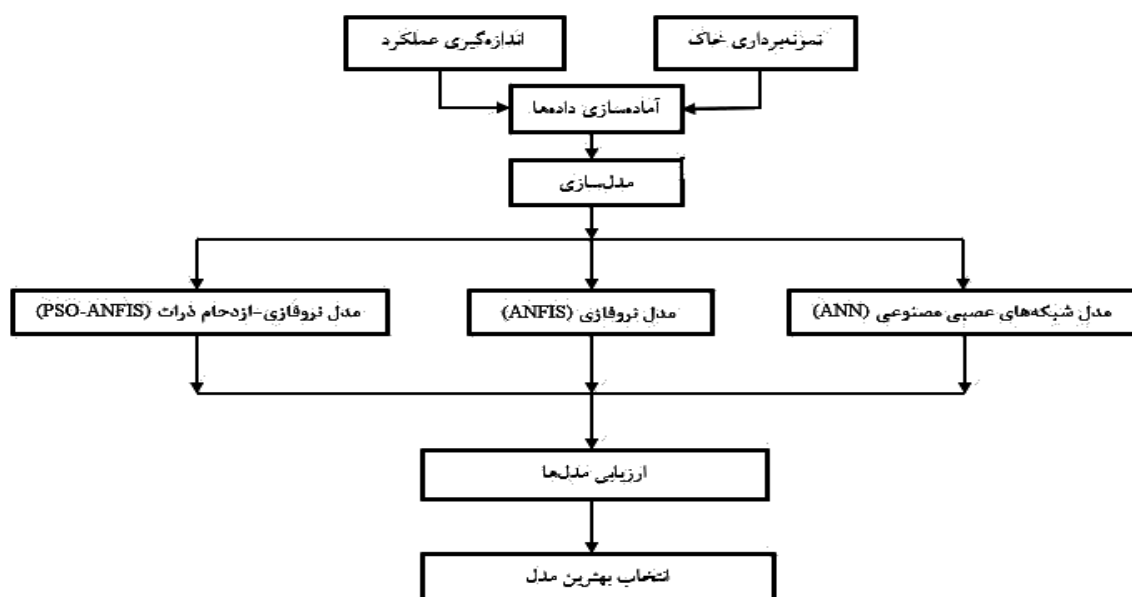
واکنش خاک در گل اشباع (McLean., 1982)، هدایت الکتریکی (EC) در عصاره گل اشباع (Roades., 1996)، درصد گچ به روش استون و کربنات کلسیم معادل به روش خنثی سازی با اسید (Nelson., 1982)، ازت کل به روش کج‌دال (Bremner., 1965)، فسفر قابل استفاده توسط عصاره گیر بی کربنات سدیم (Olsen *et al.*, 1954) و شاخص مدیریت برای آبیاری (Sys & Verheye., 1974) انجام شد. همچنین عملکردهای فعلی زارعین تحت مدیریت‌های مختلفی که زارع در شرایط فعلی داشته با استفاده از یک چارچوب چوبی با ابعاد یک متر در یک متر ثبت گردید. نهایتاً مدل سازی تخمین عملکرد گندم به صورت شکل ۲ انجام شد

شمالی قرار گرفته است (شکل ۱). رژیم حرارتی و رطوبتی منطقه به ترتیب مزیک و اریدیک هم مرز با زیرک^۱ بوده و اقلیم منطقه بر اساس طبقه بندی آمبرژه نیمه خشک سرد می باشد.

جهت نیل به اهداف ۸۰ خاکرخ در مزارع گندم با استفاده از راهنمای تشریح و نمونه برداری مرکز نقشه برداری آمریکا (۲۰۰۶) تشریح شد. سپس از هر افق ژنتیکی نمونه برداری و جهت تجزیه های مختلف به آزمایشگاه منتقل شدند. آزمایشات فیزیکی و شیمیایی از جمله بافت به روش هیدرومتر (Gee & Bauder., 1986)، ظرفیت تبادل کاتیونی (CEC) به روش سابق و همکاران (Sayegh *et al.*, 1978)، کربن آلی (OC) به روش نلسون و سامرز (Nelson & Sommers., 1982)، ذرات درشت تر از شن به روش حجمی،



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه
Figure 1. Location of the study area



شکل ۲- الگوریتم مدل‌سازی تخمین عملکرد گندم آبی
Figure 2. The Algorithm of wheat yield prediction

استاندارد شدند. برای استانداردسازی داده‌های اولیه از رابطه (۱) استفاده شد.

$$x_n = (x_r - x_{min}) / (x_{max} - x_{min}) \quad (1)$$

در تابع فوق x_n , x_r , x_{max} و x_{min} به ترتیب نشان‌دهنده مقادیر واقعی، استاندارد شده، حداکثر و حداقل داده‌های تحت بررسی هستند. مقادیر حداکثر و حداقل مربوط به متغیرهای تحت بررسی در جدول ۱ نشان داده شده است.

پس از استانداردسازی داده‌ها، کل داده‌ها به دو بخش آموزش و آزمون تفکیک شد. از ۷۵ درصد کل داده‌ها برای آموزش شبکه بهره گرفته شد. برای کنترل و نظارت بر یادگیری صحیح شبکه، ۲۵ درصد مابقی داده‌ها به عنوان داده‌های آزمون مدل معرفی گردید. برای مدل‌سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی پس از وارد کردن داده‌ها به نرم‌افزار، جهت تعیین شبکه بهینه از کلیه توابع محرک تعریف شده در نرم‌افزار (تانزانته هیپربولیک آکسون، سیگموئید آکسون، تانزانته هیپربولیک خطی آکسون، سیگموئید خطی آکسون، بایاس آکسون، آکسون خطی و آکسون) به شکل صحیح و خطا تا حصول بهترین نتیجه استفاده شد. برای آموزش شبکه‌های طراحی شده با معماری متفاوت، از توابع آموزشی بایزین^۱ (Ba) استفاده

در این تحقیق از نرم‌افزارهای Matlab R2014b برای مدل‌سازی با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی-فازی (ANFIS)، مدل ترکیبی شبکه عصبی فازی-ازدحام ذرات (ANFIS-PSO) و روش شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) برای تخمین عملکرد گندم استفاده شد.

شبکه‌های عصبی مصنوعی

در این شیوه از مدل‌سازی، از ساختاری هوشمند با الگوبرداری مناسب از نرون‌های مغز، سعی می‌گردد تا از طریق توابع ریاضی رفتار درون سلولی نرون‌ها شبیه‌سازی شود و از طریق وزن‌های موجود در خطوط ارتباطی، مدل توسعه یابد. بدین منظور الگو، با دسته‌ای از داده‌های واقعی آموزش داده شده تا برای ورودی‌های جدید با توجه به رابطه موجود، خروجی مناسب محاسبه می‌شود. در این پژوهش جهت شبیه‌سازی و تخمین مقادیر عملکرد گندم از بین ساختارهای گوناگون شبکه‌های عصبی مصنوعی، از روش آموزش تحت نظارت با ساختار پرسپترون چند لایه (MLP) با الگوریتم پس انتشار خطا (BP) (Asgari et al., 2009) استفاده شد. برای این منظور ابتدا داده‌ها دسته‌بندی و با رسم باکس پلات، داده‌های پرت شناسایی و حذف شد. از آنجایی که وارد کردن داده‌ها به صورت خام باعث کاهش سرعت شبکه‌های عصبی می‌شود، لذا داده‌ها

1- Bayesian

تعیین می‌شود. ارزش ذرات از توابع ارزیابی بهینه و سرعت حرکت ذرات محاسبه می‌شود (Jang et al., 1997). به علاوه همکاری و رقابت در میان جمعیت و روش‌های بهینه‌سازی مبتنی بر آن می‌تواند به راه حل خوب و کارآمد منجر شود. ذرات در حال حرکت راه حل بالقوه مساله را از طریق فضای جست و جوی D- بعدی نشان می‌دهد. هر ذره از کل جمعیت نسبت به همسایه خود دارای بهترین مقدار به نام gbest است. همه ذرات می‌توانند اطلاعات خود در مورد فضای جست و جوی را با ذرات دیگر به اشتراک بگذارند. موقعیت و سرعت بردار D- بعدی برای ذرات i در تکرار T به ترتیب از روابط ۵ و ۶ و سرعت فعلی بعد D از ذره نام در تکرار K با رابطه ۷ و موقعیت جدید یک ذره از رابطه ۸ قابل محاسبه است. سرعت ذرات بر اساس بهترین موقعیت قبلی خود و بهترین موقعیت‌های قبلی از همراهان خود به روز می‌شود. شکل ۳ فلوچارت الگوریتم انبوه ذرات (PSO) را نشان می‌دهد.

$$x_i^t = \{x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{id}^t\} \quad (5)$$

$$V_i^{k+1} = \{x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{id}^t\} \quad (6)$$

$$V_{id}^t = \{W^k V_{id}^k + C_1 \text{rand}_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + C_2 \text{rand}_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k)\} \quad (7)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad (8)$$

در رابطه (۷)، P_{id} دلالت بر بهترین موقعیت قبلی i ام ذرات و P_{gd} نشان‌دهنده بهترین موقعیت تاکنون است. r یک تابع تصادفی در محدوده [0,1] است. ثابت‌های مثبت C_1 و C_2 ، عوامل یادگیری فردی و اجتماعی هستند و W وزن اینرسی است.



شکل ۳- فلوچارت الگوریتم انبوه ذرات (PSO)

Figure 3. Particle Swarm Algorithm flowchart (PSO)

شده. این الگوریتم آموزش، بهترین روش برای آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی طراحی شده می‌باشد و پایداری بیشتری نسبت به دیگر الگوریتم‌های پس انتشار خطا دارد (Mirzaee et al., 2017).

شبکه تطبیقی عصبی - فازی

منطق فازی^۱ (FL) و سیستم استنتاج فازی^۲ (FIS) برای اولین بار توسط (Zadeh., 1965) مطرح شد. این روش وسیله‌ای برای تصمیم‌گیری بر اساس داده‌های مبهم است. سه دسته از سامانه‌های استنتاج فازی شامل ممدانی^۳، سوگنوا^۴ و تاکاگی^۵ وجود دارند. ANFIS سیستم استنتاج فازی تطبیقی مبتنی بر شبکه‌های عصبی چندلایه است (Jang, 1993)، در واقع یک سیستم استنتاج فازی است که با استفاده از روش پس انتشار خطا به حداقل رسیده است (Jang & Mizutani., 1977). در این تحقیق مدل ANFIS انتخاب شده شامل ۵ لایه است. در لایه اول عناصر ورودی دارای پارامترهایی هستند که موقعیت بخش مرکزی و اصلی هر سری فازی را نشان می‌دهند. لایه دوم هر گره در این لایه موظف به محاسبه نتایج ورودی‌های خود است. خروجی لایه به صورت $w_i, i=1,2$ و M_{Bi} و M_{Ai} بوده که در این رابطه $i=M_{Ai}(x)+M_{Bi}(y)$ سری‌های فازی هستند که به ترتیب برای متغیرهای x و y تعریف شده‌اند. لایه سوم درجه فعالیت مربوط به هر یک از قوانین فازی نرمال است (رابطه ۲). در لایه چهارم هر تابع یک رابطه درجه اول با پارامترهای مربوطه ارائه می‌دهد. خروجی حاصل از این لایه به صورت رابطه ۳ نشان داده شده است. لایه پنجم خروجی مدل بوده و نتیجه نهایی را با تلفیق تمامی ورودی‌ها (رابطه ۴) محاسبه می‌کند.

$$w_i^* = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad i = 1,2 \quad (2)$$

$$O_i^* = w_i^* f_i = w_i^* (p_i x + q_i y + r_i) \quad (3)$$

$$O_i^5 = \sum W_i^* f_i = \frac{\sum_i W_i f_i}{w_i} \quad (4)$$

بهینه‌سازی ازدحام ذرات

بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) یک تکنیک بهینه‌سازی تصادفی است که توسط ابراهام و کندی (Eberhart & Kennedy., 1995) توسعه یافت. در PSO راه‌حل بالقوه از طریق جست و جو در فضای مساله با پیروی از ذرات بهینه

4- Sugeno
5- Takagi

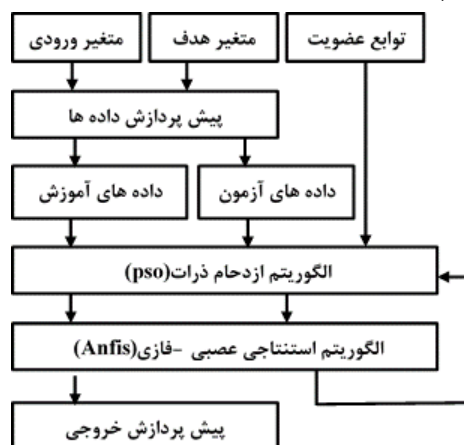
1- Fuzzy Logic
2- Fuzzy Inference System
3- Mamdani

روش تلفیقی نروفازی- ازدحام ذرات

مدل تلفیقی ANFIS-PSO می‌تواند یادگیری انطباقی حاصل از شبکه تطبیقی عصبی-فازی^۱ (ANFIS) را با یادگیری افزایشی خوشه‌بندی فازی و تکنیک‌های الهام گرفته از ازدحام ذرات ممکن نماید. علاوه بر این در این مدل پارامترهای تابع عضویت با استفاده از تکنیک ازدحام ذرات بهینه می‌شوند. در این تحقیق فرض شده است که پارامترهای میانگین و واریانس هر تابع عضویت در تکرار K ام وجود دارد. نهایتاً با فرض داشتن C_1, C_2, \dots, C_K و $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_K$ میانگین و واریانس در تکرار $K+1$ ام به وسیله رابطه ۹ محاسبه شد.

$$E = y_{s,Target} - y_{s,Model} \quad (9)$$

که در آن $y_{s,Model}$ مقادیر واقعی عملکرد گندم و $y_{s,Model}$ مقادیر عملکرد گندم تخمینی به وسیله مدل است. برای کار با این مدل، مقادیر شعاع هم‌سایگی Ra ، وزن W ، نرخ یادگیری C_1 و C_2 ، اندازه جمعیت و تعداد تکرارها تنظیم شد. در مرحله بعد، تکرار صفر تنظیم و نتایج حاصل از بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای یافتن پارامترهای تابع عضویت بکار برده شد و پارامترهای مختلف ذرات به وسیله مدل بهینه شد. شایان ذکر است که هر ذره با استفاده از رابطه‌های (۵) و (۶) به موقعیت بعدی حرکت می‌کند (شکل ۴).



شکل ۴- فلوچارت الگوریتم ترکیبی (PSO- ANFIS) ANFIS)Figure 4. Hybrid algorithm flowchart (PSO-

برای ارزیابی کارایی مدل‌های طراحی‌شده، از آماره‌های ضریب تبیین (رابطه ۱۰)، جذر مربعات کمترین خطای میانگین^۲ (رابطه ۱۱)، معیار نش و ساتکلیف (رابطه ۱۲) استفاده شد. شایان ذکر است که برای محاسبه کم‌برآوردی

و بیش‌برآوردی مدل از میانگین هندسی نسبت خطا^۳ (رابطه ۱۳) استفاده شد.

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O}_i)(I_i - \bar{I}_i)]^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O}_i)^2 \sum_{i=1}^n (I_i - \bar{I}_i)^2} \quad (10)$$

$$RMSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\bar{O}_i - \bar{I}_i) \quad (11)$$

$$NSE = \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{I}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O}_i)^2} \quad (12)$$

$$GMER = \exp\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln\left(\frac{I_i}{O_i}\right)\right] \quad (13)$$

در این روابط، O_i مقدار عملکرد مشاهده‌شده، I_i مقدار عملکرد برآورد شده، \bar{O}_i میانگین مقادیر عملکرد مشاهده شده، \bar{I}_i میانگین مقادیر عملکرد برآورد شده و n تعداد داده‌ها می‌باشد.

نتایج و بحث

جدول ۱ پارامترهای آماری ویژگی‌های اراضی در مدل‌سازی عملکرد گندم آبی را نشان می‌دهد. کربن آلی (صفر) و سنگریزه (۴۸/۴۵) به ترتیب کمترین و بیشترین ضریب تغییرات را به خود اختصاص دادند. طبق طبقه‌بندی ارائه شده توسط ویلدینگ (Wilding, 1989) چنانچه واریانس کمتر از ۱۵ درصد باشد تغییرپذیری کم، بین ۱۵ تا ۳۵ درصد تغییرپذیری متوسط و چنانچه بیش از ۳۵ درصد گردد، تغییرپذیری زیاد است. حداقل عملکرد دانه گندم توسط زارع ۸۰۰ کیلوگرم در هکتار برای گندم و حداکثر آن ۶۱۰۰ کیلوگرم در هکتار است. شایان ذکر است که ویژگی‌های هدایت الکتریکی، شیب و سنگریزه حجمی به دلیل چولگی بالا (جدول ۱) از توزیع نرمالی برخوردار نبودند که با تبدیل داده نرمال شدند. ویژگی‌های انتخابی بر اساس جدول سائیس و همکاران (Sys et al., 1993) در عملکرد گیاه گندم مؤثر هستند. فقط نیتروژن و فسفر علاوه بر معیارهای تعریف شده براساس نظرات کارشناسان محلی و بررسی منابع وارد مدل شدند. همچنین با توجه به ماتریس همبستگی پیرسون درصد شیب، درصد سنگریزه، نیتروژن، فسفر قابل‌دسترس، ماده آلی و pH با توجه به همبستگی معنی‌دار انتخاب شدند. روش فائو برای تعیین تناسب در مناطق خشک از کربن آلی استفاده نمی‌کند (Sys et al., 1991) که نتایج تحقیق فوق نیز بر اساس وزن پایین اختصاص یافته به این ویژگی آن را در مدل وارد نمی‌کند.

3 - Geometric Mean Error Ratio (GMER)

1 - Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

2 - Root Mean Square Error (RMSE)

جدول ۱- پارامترهای آماری ویژگی‌های اراضی انتخابی در مدل‌سازی عملکرد گندم

Table 1. Statistical parameters of the selected land characteristics in wheat yield prediction modeling

Statistical features	Real Yield	EC	pH	Management Watering	P Available	Organic carbon	CEC	Total N	Slop	Gravel Volume
	(kg ha ⁻¹)	(ds m ⁻¹)			(mg k ⁻¹)		(Cmol ⁺ Kg ⁻¹)		(%)	
Average	2916	8.68	7.6	42.6	15.37	0.7	16.7	9.59	4.43	8.39
Middle	3050	4.45	7.6	44	15.3	0.7	17.1	10	3	6.26
St.D	1280	10.16	0.2	14.32	5.46	0.2	4.41	3.28	3.79	6.97
Variance	74.4	10.26	0.1	25.2	29.86	0	1.43	10.75	1.35	48.55
Skewness	-0.32	2.02	1.3	0.16	0.15	0.1	0.27	0.1	2.18	2.14
Kurtosis	-0.814	3.44	3.6	-0.74	-1	-0.7	2.39	-0.97	4.7	5.22
Minimum	800	0.7	7.2	16	6.4	0.3	6.57	4	0	0.43
Maximum	6100	13.7	8.6	75	26.1	1.1	30.16	16	10	38.1

شبکه‌عصبی یک مدل جعبه سیاه بوده و وزن‌ها به‌طور تصادفی انتخاب می‌شود لذا نمی‌توان این روند موجود را به‌طور کامل توضیح داد. فقط باید با سعی و خطا بهترین ساختار را به‌دست آورد. شاید بتوان گفت با پیچیده‌تر شدن رابطه بین متغیر وابسته و متغیرهای مستقل، مدل شبکه‌عصبی بیش از حد آموزش یافته و قادر به برازش مناسب برای داده‌های جدید نیست (Sarmadian *et al.*, 2010).

مدل‌سازی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی جدول‌های ۲ و ۳ کارایی توابع محرک مختلف را به‌ترتیب در مرحله آموزش و آزمون و جدول ۴ و ۵ کارایی تعداد نرون‌های مختلف را به‌ترتیب در مرحله آموزش و آزمون برای تابع محرک انتخابی نشان می‌دهد. نتایج مویید این است که بهترین تابع محرک بایاس آکسون با چهار نرون هم در مرحله آموزش و آزمون می‌باشد. حداقل مقدار RMSE مربوط به شبکه با چهار نرون در یک لایه مخفی است. تغییرات RMSE دارای روند مشخصی نبوده، چون

جدول ۲- پارامترهای آماری برای توابع محرک متفاوت شبکه‌های عصبی مصنوعی در مرحله آموزش

Table 2. Statistical parameters for various functions of irritating ANN in training pstage

(Motion function)	ANN		
	a	R ²	RMSE
TanhAxon	1.09	0.81	349.4
SigmoidAxon	0.84	0.84	289.7
LinearTanhAxon	1.23	0.78	386.6
LinearSigmoidAxon	0.79	0.69	404.8
BiasAxon	0.98	0.86	233.5
LinearAxon	0.79	0.82	312.1
Axon	1.07	0.84	259.4

جدول ۳- پارامترهای آماری برای توابع محرک متفاوت شبکه‌های عصبی مصنوعی در مرحله آزمون

Table 3. Statistical parameters for various functions of irritating artificial neural networks in testing stage

(Motion function)	ANN		
	a	R ²	RMSE
TanhAxon	1.08	0.84	279.1
SigmoidAxon	0.87	0.86	243.7
LinearTanhAxon	1.21	0.79	298.5
LinearSigmoidAxon	0.84	0.73	311.2
BiasAxon	0.97	0.88	194.4
LinearAxon	0.82	0.84	261.3
Axon	1.05	0.87	218.9

جدول ۴- پارامترهای آماری برای تعداد نرون‌های متفاوت تابع محرک BiasAxon در مرحله آموزش

Table 4. Statistical parameters for a number of different neurons of BiasAxon irritating function in training stage

Motion function	Number of neurons	ANN		
		a	R ²	RMSE
BiasAxon	2	1.03	0.79	243.2
	3	0.75	0.82	222.5
	4	0.98	0.85	213.1
	5	0.69	0.83	234.6
	6	0.84	0.81	251.4
	7	1.05	0.77	265.8
	8	0.94	0.75	279.2
	9	1.00	0.74	293.3
	10	0.91	0.73	298.6

جدول ۵- پارامترهای آماری برای تعداد نرون‌های متفاوت تابع محرک BiasAxon در مرحله آزمون

Table 5. Statistical parameters for a number of different neurons of BiasAxon irritating function in testing stage

Motion function	Number of neurons	ANN		
		a	R ²	RMSE
BiasAxon	2	1.01	0.81	231.9
	3	0.72	0.83	214.3
	4	0.96	0.86	201.4
	5	0.74	0.85	226.8
	6	0.84	0.82	240.3
	7	1.07	0.79	254.0
	8	0.92	0.78	268.6
	9	1.07	0.76	285.0
	10	0.82	0.74	289.2

مقادیر a در جدول بیان‌گر ضریب زاویه رابطه بهترین خط عبوری از بین نقاط برآورد شده و اندازه‌گیری شده می‌باشد.

GMER (Goering., 1999 & Sadras *et al.*, 2003). آماره ۰/۲۴ نیز برآورد گردید که با توجه به زیر یک بودن آن نشان‌دهنده بیش‌برآوردی مدل است.

مدل‌سازی با استفاده از روش نروفازی

در این ساختار مجموعه‌های فازی را می‌توان به‌عنوان وزن ارتباط و متغیرهای ورودی و خروجی را به‌عنوان نرون‌ها تفسیر کرد. از طرفی الگوریتم یادگیری ساختارها، پارامترها و یا هر دوی آن‌ها را اصلاح می‌کند. نتایج و ویژگی‌های مدل ANFIS به کار رفته در جدول ۶ ارائه شده است. شایان ذکر است که بهترین ساختار با معیار RMSE و نش و ساتکلیف تعیین گردید

نتایج مدل‌سازی با شبکه‌های عصبی مصنوعی مؤید این مطلب است که این روش دارای دقت بالایی بوده به‌طوری‌که در مرحله آموزش ۷۷ درصد و در مرحله آزمون ۸۱ درصد تغییرات بستگی به متغیرهای انتخابی دارد. در ضمن میانگین انحراف مربعات خطا ۲۹۶/۷ برای مرحله آموزش و ۲۷۴/۵ برای مرحله آزمون برآورد گردید که با توجه به مقیاس عملکرد و تعداد داده مناسب است. استفاده از معیار نش و ساتکلیف در مرحله آموزش ۰/۲۲ و در مرحله آزمون ۰/۲۷ نشان‌دهنده دقت نسبی مدل می‌باشد. لیو و همکاران (Liu *et al.*, 1999) و سادرات (Sadras *et al.*, 2003) در تحقیقات مشابهی تغییرپذیری مکانی ویژگی‌های اراضی را عامل ایجاد خطا در تخمین عنوان نمودند و پیشنهاد کردند واحدهای اراضی بایستی تا حد امکان کاهش یابد (Liu and

جدول ۶- ویژگی‌های مدل ANFIS انتخابی برای تخمین عملکرد گندم

Table 6. Parameter of selected ANFIS model for estimating wheat yield

Properties	Number of membership functions	Epoch	Membership function	Learning method	Dfazy way out
Wheat yield	3	180	Triangular	Feedback	Weighted Average

بودن آن نشان‌دهنده بیش‌برآوردی مدل می‌باشد. در مجموع روش نروفازی نسبت به روش فازی دارای دقت و صحت بالاتری است. بدین ترتیب، با توجه به عدم قطعیت در پدیده‌های مرتبط با خاک یا تقریبی بودن مقادیر اندازه‌گیری شده ویژگی‌های مختلف خاک، به نظر می‌رسد کارایی بالاتر مدل مبتنی بر مجموعه‌های فازی در پردازش توابع انتقالی خاک به همین علت باشد.

جدول ۷ نتایج مربوط به مرحله آزمون مناسب‌ترین مدل نروفازی را نشان می‌دهد. این روش دارای دقت بالایی بوده به طوری که ۸۴ عملکرد بستگی به متغیرهای انتخابی دارد. در ضمن میانگین انحراف مربعات خطا ۲۴۱/۲ برآورد گردید که با توجه به مقیاس عملکرد و تعداد داده مناسب است. استفاده از معیار نش و ساتکلیف (۰/۳۹) نیز نشان‌دهنده دقت بالای مدل است. آماره GMER نیز ۰/۵۳ برآورد گردید که با توجه به زیر یک

جدول ۷- نتایج مدل ANFIS انتخابی

Table 7. Results of favorite ANFIS model

The model used	a	GMER	NES	R ²	RMSE
Neuro-Fuzzy	1.04	0.53	0.39	0.84	241.2

تعیین شد. جدول ۸ مقادیر عملکرد تخمینی را با عملکرد واقعی در سه تکرار مختلف ۱۰۰، ۵۰۰ و ۱۰۰۰ مقایسه می‌کند. طبق جدول هرچه مقدار تکرار مدل بیشتر شود کارایی مدل ایجاد شده برای تخمین عملکرد گندم کاهش می‌یابد، به عبارت دیگر با افزایش تکرار مدل زمان و حجم محاسبات بیشتر شده و کارایی مدل ایجاد شده کاهش می‌یابد.

مدل‌سازی با استفاده از الگوریتم تلفیقی

پارامترهای مدل ANFIS-PSO شامل عامل آموزش (C₁) و عامل یادگیری اجتماعی (C₂)، با استفاده از تحلیل حساسیت در حین انجام چندین اجرا به ترتیب ۱/۵ و ۱/۱ برآورد گردید. تعداد ذرات و حداکثر تعداد تکرار به ترتیب ۲۰۰ و ۱۰۰۰ تعیین شد. وزن اینرسی ۰/۹ و حداکثر سرعت برابر ۲ متر بر ثانیه تنظیم شد. مقدار اولیه شعاع محلی (R_a)، ۰/۵ و دامنه جستجو R_a بین ۱ و ۱۰۰

جدول ۸- خطای ناشی از تخمین در تکرارهای مختلف مدل PSO-ANFIS

Table 8. Error due to estimation in several iterations of PSO-ANFIS model

The method used	Epoch number	R ²	RMSE	GMER	NES	a
PSO-ANFIS	100	0.89	213.5	1.13	0.67	1
	500	0.84	263.1	1.49	0.41	0.96
	1000	0.78	294.7	2.03	0.08	0.93

a: شب‌خط برازش یافته

می‌تواند یادگیری انطباقی از طریق مدل شبکه عصبی فازی^۱ (ANFIS) با یادگیری افزایشی خوشه‌بندی فازی و فن‌های الهام گرفته از ازدحام ذرات را ممکن نماید. علاوه بر این، در این مدل پارامترهای توابع عضویت با استفاده از فن ازدحام ذرات بهینه می‌شوند. معرفی این روش می‌تواند در ارتقای نتایج روش‌های هوشمند در تخمین عملکرد گندم مورد استفاده قرار گیرد. جدول ۹ نتایج مدل‌سازی با استفاده از روش‌های فراکاوشی مختلف را نشان می‌دهد. بر اساس نتایج، مدل ترکیبی نسبت به دو مدل دیگر عملکرد بهتری داشته است.

مدل‌سازی با روش ترکیبی نروفازی-ازدحام ذرات نشان داد که این روش دارای دقت بالا با ضریب تبیین ۰/۸۹ می‌باشد. در ضمن میانگین انحراف مربعات خطا ۲۱۳/۵ نیز حاکی از صحت بالا و خطای نسبتاً کم مدل است. استفاده از معیار نش و ساتکلیف (۰/۶۷) نیز کارا بودن مدل را تایید نمود. آماره GMER نیز ۱/۱۳ برآورد گردید که با توجه به بالای یک بودن آن، نشان‌دهنده کم‌برآوردی مدل فوق می‌باشد. با این وجود این مدل نسبت به دو روش دیگر دارای دقت و صحت بالاتری بوده، بنابراین به-عنوان مناسب‌ترین مدل معرفی می‌گردد. این مدل

¹- Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

جدول ۹- مقایسه نتایج مدل‌های استفاده‌شده در تخمین عملکرد گندم

Table 9. Comparison of used models results to wheat yield prediction

The method used	+	R ²	RMSE
Neuro-fuzzy - Particle Swarm hybrid models	0.99	0.90	301.43
Neuro-fuzzy model	1.01	0.86	341.16
Artificial Neural Network Model	1	0.83	350.50

a: شیب خط برازش یافته

نتیجه‌گیری کلی

تقریبی بودن مقادیر اندازه‌گیری شده، کارایی بالاتر مدل مبتنی بر مجموعه‌های فازی در پردازش توابع انتقالی خاک به همین علت است. مدل ترکیبی نروفازی-ازدحام ذرات نتایج بهتری نسبت به روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل نروفازی نشان داد که این مسئله با ضریب تبیین بالاتر و ریشه میانگین مربعات خطای کمتر و معیار نش و ساتکلیف نزدیک به یک تایید شد. از طرفی بررسی شاخص GMER نیز نشان‌دهنده کم برآوردی روش ترکیبی نروفازی-ازدحام ذرات و بیش برآوردی دو روش دیگر دارد. نهایتاً با توجه به دقت و صحت تخمین، استفاده از این تکنیک در سایر ویژگی‌های دیریافت خاک که در تولید پایدار اراضی به‌عنوان شاخص محسوب می‌شوند، توصیه می‌گردد.

این تحقیق به منظور مقایسه سه روش فراکاوشی در تخمین عملکرد گندم صورت گرفت. نتایج مطلوب شبکه‌های عصبی مصنوعی در صورت استفاده از تابع فعال‌سازی سیگموئیدی در لایه پنهان و تابع فعال‌سازی خطی در لایه خروجی در برآورد عملکرد گندم محقق می‌شود. از طرفی تخمین بهتر شبکه‌های عصبی مبتنی بر الگوریتم پس انتشار خطا با تابع آموزشی بایزین و تابع محرک بایاس آکسون با چهار نرون در لایه پنهان در مقایسه با انواع دیگر شبکه‌های عصبی تأیید گردید. روش نروفازی نسبت به روش فازی دارای دقت و صحت بالاتری بود که با توجه به عدم قطعیت در پدیده‌های مرتبط با خاک یا

References

- Asgari M.S., Khodadadi M., Sarmadian F., and Gzny R. 2009. The effectiveness of artificial neural networks in the yield of wheat, barley and maize. *Journal of Agriculture*, 85(1): 62-71.
- Asseng S., Turner N.C. and Keating B.A. 2001. Analysis of water- and nitrogen-use efficiency of wheat in a Mediterranean climate. *Plant and Soil*, 233 (1): 127-143.
- Ayoubi SH., Givi J., Jalalian A., and Amini A.M. 2002. Quantitative land suitability evaluation in north Baron Region (Esfahan province) for wheat, barley, maize and rice. *Journal of Agricultural and Natural Resource Research and Technology* 3(6): 105-118. (In Persian)
- Bagheri S., Gheysari M., Ayoubi Sh., and Lavaee N. 2012. Silage maize yield prediction using artificial neural networks. *Journal of Plant Production*, 19(4): 96-77.
- Bremner J.M. 1965. Inorganic forms of nitrogen. In: Black C.L., Evans D.D., Ensminger L.E., White J.L. and Clark F.E. (Ed.), *Methods of Soil Analysis. Part 2, Chemical Analysis*, Book Series No. 3. Soil Science Society of America and American Society of Agronomy, Madison, pp. 1179-1237.
- Diacono M., Castrignanò A., Troccoli A., DeBenedetto D., Basso B., and Rubino P. 2012. Spatial and temporal variability of wheat grain yield and quality in a Mediterranean environment: A multivariate geostatistical approach, *Field Crops Research*, 131: 49-62.
- Drummond S.T., Joshi A. and Sudduth. K.A. 1998. Application of Neural Networks: Precision Farming. *Proceeding of the 26th IEEE World Congress on Computational Intelligence*, Anchorage, England, pp. 288-299.
- Eberhart R. C. and Kennedy J. 1995. A New Optimizer Using Particle Swarm Theory. *Proceedings of the 6th International Symposium on MicroMachine and Human Science*, Japan, pp. 39-43.
- Emamgholizadeh S., Parsaeian M., and Baradaran M. 2015. Seed yield prediction of sesame using artificial neural network. *European Journal of Agronomy*, 68: 89-96.
- Gee G.W., and Bauder J. W. 1986. Particle size analysis. In: Klute A. (Ed.), *Methods of Soil Analysis. Part I. Physical and Mineralogical Methods*, Soil Science Society of America, Book Series No. 5. *Soil Science Society of America and American Society of Agronomy*, Madison, pp. 383-411.
- Jang, J. S. 1993. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems*, 23(3): 665-685.

- Khoshnevisan B., Rafiee S., Omid M., and Mousazadeh H. 2014. Development of an intelligent system based on ANFIS for predicting wheat grain yield on the basis of energy inputs. *Information Processing in Agriculture*, 1(1): 14-22.
- Liu J., and Goering C.E. 1999. Neural network for setting target corn yields. *Proceeding of 5th ASAE Conference of Soil*, Toronto, Canada, pp. 1123-1129.
- McLean E.O. 1982. Soil pH and Lime requirement. In: Page A.L., Miller R.H. and Keeney D.R. (Ed.), *Methods of Soil Analysis. Part 2. Chemical and Micromorphological Properties*, Soil Science Society of America Book Series No. 5. *Soil Science Society of America and American Society of Agronomy*, Madison, pp. 199-224.
- Mirzaee S., Ghorbani-dashtaki Sh., Mohammadi J., Asadzadeh F., and Kerry R. 2017. Modeling WEPP erodibility parameters in calcareous soils in northwest Iran. *Ecological Indicators*, 74: 302-310.
- Nelson R.E. 1982. Carbonate and gypsum. In: Page A.L., Miller R.H. and Keeney D.R. (Ed.), *Methods of Soil Analysis. Part 2. Chemical and Microbiological Methods*, Soil Science Society of America, Book Series No. 5. *Soil Science Society of America and American Society of Agronomy*, Madison, pp. 181-197.
- Nelson R.E., and Sommers L. 1982. Total carbon, organic carbon and organic matter. In: Page A.L., Miller R.H. and Keeney D.R. (Ed.), *Methods of Soil Analysis. Part 2. Chemical and Microbiological Methods*, Soil Science Society of America, Book Series No. 5. *Soil Science Society of America and American Society of Agronomy*, Madison, pp. 532-581.
- Norouzi M., Ayoubi S.H.A., Jalalian A., Khademi H., and Dehghani, A. 2010. Predicting rainfed wheat quality and quantity by artificial neural network using terrain and soil characteristics. *Acta Agriculture Scandinavia Section B—Soil and Plant Science*, 60(4): 341-352.
- Olsen S.R., Cole C.V., Watanabe F.S., and Dean L.A. 1954. Estimation of Available Phosphorus in Soils by Extraction with Sodium Bicarbonate. US Department of Agriculture. Washington DC, 32p.
- Roades, J. D. 1982. Soluble salts. In: Page A.L., Miller R.H. and Keeney D.R. (Ed.), *Methods of Soil Analysis. Part 2. Chemical and Microbiological Methods*, Soil Science Society of America, Book Series No. 5. *Soil Science Society of America and American Society of Agronomy*, Madison, pp. 167-179.
- Rötter R.P., Carter T.R., Olesen J.E., and Porter J.R. 2011. Crop-climate models need an overhaul, *Nature Climate Change*, 1(4): 175-177.
- Sadras V.O., and McDonald G. 2012. *Water Use Efficiency of Grain Crops in Australia: Principles, benchmarks and management*. CSIRO, Australia, 114p.
- Sadras V., Baldock J., Roget, D. and Rodriguez D. 2003. Measuring and modelling yield and water budget components of wheat crops in coarse textured soils with chemical constraints. *Field Crops Research*, 84 (3): 241 -260.
- Sayegh A.H., Khan P., and Ryan, J. 1978. Factors affecting gypsum and cation exchange capacity determination in gypsiferous soils. *Journal of Soil Science*, 125: 294-300.
- Shahbaziyan N., Dadi A., and Irannejad H. 2007. Response of winter wheat yield to rotation with wheat, fallow, soybean and alfalfa and application of manure in Quazwin province in Iran. *Journal of Agricultural Science*, 13(1): 125-135.
- Shukla M., Lal R., and Ebinger M. 2004. Principle component analysis for predicting corn biomass and grain yields. *Journal of Soil Science*, 169: 215-224.
- Sys C., and Verheye W. 1974. Land evaluation for irrigation of arid regions by the use of the parametric method. *Proceeding of Transactions of 10th International Congress of Soil Science*, Moscow.
- Sys C., Van Ranst E., Debaveye J., and Beernaert F. 1993. *Land Evaluation, Part III, Crop Requirements*. General Administration for Development Cooperation Place, Brussels, Belgium, 197p.
- Sys C., Van Ranset E., and Debaveye J. 1991. *Land Evaluation, Part I, Principle in Land Evaluation and Crop Production Calculation*, International Training Center for Post Graduate Soil Scientists, Ghent University, Ghent, Belgium, 238p.
- Takahashi, S. and Anwar, M. R. 2007. Wheat grain yield, phosphorus uptake and soil phosphorus fraction after 23 years of annual fertilizer application to an Andosol. *Field Crops Research*, 101 (2): 160-171.
- Yemefack M., Rossiter D.G., and Njomgang R. 2005. Multi-scale characterization of soil variability within an agricultural landscape mosaic system in southern Cameroon. *Geoderma*, 125:117-14.
- Zadeh, L. A. 1965. Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3): 338-353.

Application of Heuristic Methods in Prediction of Wheat Yield

Moslem Servati^{1*}, Ali Barikloo², Parisa Alamdari³, Kamran Moravej³

(Received: November 2016

Accepted: July 2017)

Abstract

Increasing demand for agricultural products and lack of appropriate soil and water resources with problems of field research reveals the application of efficient models to predict crop yield. This research aimed to examine the efficiency of artificial neural networks, comparative fuzzy neural network, adaptive neuro-fuzzy inference system and particle swarm optimization algorithm models for estimating the wheat yield through soil and land properties. For this purpose, 80 soil profiles were drilled in wheat fields' area in East Azarbaijan province with temperature and moisture regimes of mesic and aridic border to xeric, respectively. Soil samples were collected from each genetic horizon. The results of sensitivity analysis showed that total nitrogen, absorbable phosphorus, slope, gravel, soil reaction and organic matter are effective soil properties in wheat yields. The hybrid model of ANFIS-PSO was the best model from the viewpoint of statistical indices including R^2 (0.89) and RMSE (213.5). Also, neuro-fuzzy method has a R^2 (0.84) and RMSE (243.2) and artificial neural networks have a R^2 (0.81) and RMSE (274.5), respectively. The GMER index also indicated overestimation of artificial neural network (0.24) and neuro-fuzzy (0.53) and underestimation of ANFIS-PSO model (1.13). The results indicated that the hybrid neuro-fuzzy-swarm particles model performed better than other models that can be used a powerful tool for estimating wheat yield.

Keyword: Artificial Neural Network, Adaptive Neuro fuzzy inference system, Particle Swarm Optimization

1- Assistant Professor, Shahid Bakeri High Education Center of Miandoab, Urmia University, Urmia, Iran

2- M.Sc Graduated, Soil Science and engineering Department, University of Zanjan, Zanjan, Iran

3- Assistant Professor, Soil Science and engineering Department, University of Zanjan, Zanjan, Iran

* Corresponding Author Email: m.sarvati@urmia.ac.ir