

امکان‌سنجی آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی با استفاده از مدل‌های گیاهی برای پیش‌بینی عملکرد و طول دوره‌های رشد گندم

فاطمه صفری^۱، هادی رضوانی‌اعتدالی^۲، عباس کاویانی^۳، بهنام آبابایی^۴

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد آبیاری و زهکشی، دانشگاه بین‌المللی امام خمینی (ره)

۲- عضو هیأت علمی گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه بین‌المللی امام خمینی (ره)

۳- عضو هیأت علمی گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه بین‌المللی امام خمینی (ره)

۴- پژوهشگر مرکز علوم گیاهی، دانشگاه کوئینزلند، استرالیا

(تاریخ دریافت: ۹۷/۰۵/۰۸، تاریخ پذیرش: ۹۸/۰۳/۰۱)

چکیده

افزایش روزافزون تقاضای محصولات کشاورزی و افزایش فشار بر منابع آب و خاک از یک سو و مشکلات دستیابی به داده‌های میدانی از سوی دیگر، ضرورت استفاده از مدل‌های مناسب برای پیش‌بینی عملکرد محصولات کشاورزی را نمایان می‌سازد. بسیاری از فراسنج‌های ورودی مدل‌های گیاهی در کشور ما در دسترس نیستند. از طرف دیگر با پدید آمدن روش‌های آماری نوین و شبکه‌های عصبی مصنوعی، مدل‌های پیش‌بینی‌کننده عملکرد محصولات زراعی به سرعت رو به توسعه است. بدین منظور پژوهشی با هدف ارزیابی قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی برای یادگیری از مدل‌های پیچیده گیاهی و توانایی آنها در پیش‌بینی عملکرد و طول دوره رشد گندم و برخی از فراسنج‌های مورد نیاز مدل گیاهی AquaCrop انجام گرفت. ارزیابی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی نیز با شاخص‌های آماری ضریب تبیین (R^2)^۱ و جذر میانگین مربعات خطا نرمال شده (SRMSE)^۲ انجام شد. نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی شماره ۹ (طول دوره رشد از گل‌دهی تا برداشت) با R^2 و SRMSE به ترتیب برابر با ۰/۹۸ و ۴/۷۹٪ و مدل شبکه عصبی شماره ۲ (عملکرد دانه در زمان برداشت) با R^2 و SRMSE به ترتیب برابر با ۰/۹۷ و ۹/۶۹٪ به ترتیب بهترین دقت را در بین مدل‌های پیش‌بینی دوره‌های مهم رشد و عملکرد دانه گندم داشتند. براساس نتایج این مطالعه، کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی عملکرد و طول دوره‌های مهم فصل رشد گندم با استفاده از متغیرهای اقلیمی مورد تایید قرار گرفت.

واژه‌های کلیدی: شبیه‌سازی، مدل گیاهی، متغیرهای اقلیمی، دوره‌های رشد گندم

مقدمه

به دلیل سهم آن در الگوی غذایی عمده جمعیت جهان، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است (خدابنده، ۱۳۷۷). با توجه به اینکه بررسی پاسخ گندم به نهاده‌های مختلف در اقلیم‌های متفاوت با روش میدانی زمان‌بر و پرهزینه و در برخی موارد غیرممکن است، همچنین امکان بررسی همزمان اثرات آب، کود، زمان کاشت، تراکم و نیز نوع خاک روی

گندم مهم‌ترین محصول کشاورزی است که به وسیله انسان زراعت شده و به همین دلیل مهم‌ترین گیاه زراعی به شمار می‌آید. گندم (با نام علمی *Triticum aestivum*) گیاهی است متعلق به خانواده غلات که در سطح وسیعی از زمین‌های کشاورزی دنیا کشت و تولید می‌شود. این گیاه از نظر ارزش غذایی نقش عمده‌ای در تغذیه انسان‌ها دارد و

بررسی‌ها نشان می‌دهد از شبکه‌های عصبی مصنوعی در برآورد عملکرد محصولات زراعی کمتر استفاده شده است. دراموند و همکاران (۲۰۰۳) برای تعیین روابط میان خصوصیات خاک، توپوگرافی و عملکرد غلات در منطقه میسوری آمریکا مطالعاتی را انجام دادند و مشاهده کردند که روش شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به روش‌ها رگرسیونی دارای خطای کمتری است (دراموند و همکاران، ۲۰۰۳). کول و همکاران (۲۰۰۵) از قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی عملکرد ذرت و سویا در منطقه مریلند استفاده و بیان کردند که مدل شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل‌های رگرسیونی دارای دقت بیشتری است. آنها از فراسنج‌های مقدار بارندگی و خصوصیات خاک به عنوان ورودی‌های مدل استفاده کردند و دریافتند که بارندگی در ماه‌های ژوئن تا اوت دارای اهمیت بیشتری است و به همین دلیل بهتر است که آمار بارندگی در این ماه‌ها به صورت هفتگی به مدل معرفی شود (کائول و همکاران، ۲۰۰۵). آلوارز (۲۰۰۹) شبکه‌های عصبی مصنوعی را برای تعیین بازده گیاه گندم در منطقه پامپاس آرژانتین به کار برد. وی نسبت بارندگی به تبخیر و تعرق پتانسیل محصول (R/CPET) را به عنوان مهم‌ترین عامل آب و هوایی مؤثر بر بازده این محصول معرفی کرد. نوروزی و همکاران (۲۰۱۰) از شبکه‌های عصبی مصنوعی به منظور پیش‌بینی عملکرد گندم دیم در مناطق نیمه خشک و کوهستانی غرب ایران استفاده کردند و بیان داشتند که شاخص انتقال رسوب مهم‌ترین عامل توپوگرافی بر مقدار عملکرد این گیاه بوده است و مقدار پروتئین موجود در دانه‌ها تحت تأثیر مقدار نیتروژن کل خاک است (نوروزی و همکاران، ۲۰۱۰).

اندرزیان و همکاران (۲۰۱۱) از AquaCrop برای شبیه‌سازی مراحل رشد و مقدار آب مصرفی بر عملکرد گندم تحت سناریوهای مختلف آبیاری در اقلیم گرم و خشک اهواز استفاده کردند. نتایج این تحقیق نشان داد که این مدل قادر است به خوبی مقدار رطوبت منطقه ریشه، توده گیاهی و عملکرد دانه را شبیه‌سازی کند. پندی و همکاران (۲۰۱۷) از دو نوع شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی عملکرد

گیاه در روش میدانی وجود ندارد، بنابراین معرفی مدلی موفق و قابل‌اعتماد کمک شایانی برای این مشکل است. از آنجا که دقت تمامی مدل‌ها تابعی از ورودی‌های آنهاست، شناسایی فراسنج‌های ورودی مؤثر از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است و مدل‌هایی که از فراسنج‌های ورودی کمتری استفاده کرده و قادر به ارائه نتایج نزدیک‌تری به واقعیت هستند، مطلوب‌تر است (باقری و همکاران، ۲۰۱۲). با این حال واسنجی، اعتبارسنجی و به کارگیری مدل‌های گیاهی عموماً به تخصص و تجربه قبلی نیازمند است که شاید در دسترس نباشد. لذا تلاش برای یافتن جایگزینی ساده‌تر برای این مدل‌ها به نحوی که برای کاربران فاقد تخصص مدل‌سازی گیاهی امکان پیش‌بینی برخی متغیرهای گیاهی مثل عملکرد و دوره‌های رشد را فراهم سازد ضروری است. یکی از روش‌های مدل‌سازی که در سال‌های اخیر مورد توجه بسیاری از محققین در علوم مختلف واقع شده، مدل‌سازی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی است. شبکه‌های عصبی مصنوعی با پردازش روی داده‌های تجربی یا دانش، داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. در ساختار این سیستم‌ها فراسنج‌هایی وجود دارند که قابل تنظیم هستند. تنظیم این فراسنج‌ها برای آن است که سیستم رفتار مطلوبی برابر تحریکات و اطلاعات خارجی از خود نشان دهد که به اصطلاح به این عمل آموزش آن سیستم گفته می‌شود (جین و همکاران، ۱۹۹۶).

پژوهشگران حوزه کشاورزی از شبکه‌های عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی متغیرهایی چون مقدار تبخیر و تعرق هفتگی (لندراس و همکاران، ۲۰۰۹)، تبخیر روزانه (پیری و همکاران، ۲۰۰۹)، پیش‌بینی دمای هوا (اسمیت و همکاران، ۲۰۰۹)، تابش خورشیدی (موپرو، ۲۰۰۸)، شبیه‌سازی جریان رودخانه (آبابایی و همکاران، ۲۰۱۲)، پیش‌بینی سیلاب (موکرجی و همکاران، ۲۰۰۹)، تخمین مقدار فرسایش خاک (کیم و همکاران، ۲۰۰۸)، پیش‌بینی عملکرد سیستم‌های آبیاری تحت فشار (آبابایی و همکاران، ۱۳۹۲) و قابلیت نگهداشت آب و ضریب آبگذری اشباع خاک (مردان و همکاران، ۲۰۰۶) استفاده کرده‌اند.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

به دلیل کمبود اطلاعات مکانی و زمانی (گسترده‌گی مکانی و طول دوره آماری) مربوط به عملکرد و طول دوره‌های رشد محصولات مختلف در سطح کشور، در این مطالعه از داده‌های حاصل از شبیه‌سازی رشد و عملکرد گندم با استفاده از مدل AquaCrop در کل سطح اتحادیه اروپا (به انضمام بریتانیا) استفاده شده است (آبابایی و همکاران، ۲۰۱۶). بانک‌های اطلاعاتی مورد استفاده در این مطالعه در جدول (۱) به طور مختصر معرفی شده‌اند. شبیه‌سازی بین سال‌های زراعی ۱۹۸۴ تا ۲۰۱۴ و تنها در مناطقی (نقاط شبکه ۲۵×۲۵ کیلومتری، موسوم به شبکه JRC) انجام گرفت که سطح کشت گندم بیش از ۱۰۰۰ هکتار گزارش شده است. اطلاعات روزانه هواشناسی روی همین شبکه ۲۵×۲۵ کیلومتری و از بانک اطلاعاتی Agri4Cast استخراج شده است. فراسنج‌های گیاهی با مقایسه نتایج شبیه‌سازی‌ها با عملکرد گندم در بانک اطلاعاتی EuroStat در مقیاس منطقه‌ای و نیز مقایسه نتایج شبیه‌سازی‌ها با دوره رشد گندم در بانک اطلاعاتی AgroPheno (با تمرکز بر زمان گلدهی) و اسنجی و برای هر منطقه ارزیابی شدند. داده‌های همین بانک اطلاعاتی، معیار انتخاب تاریخ کشت در هر یک از نقاط شبکه قرار گرفتند. منظور از منطقه در این مطالعه، مناطق موسوم به NUTS2^۱ است که به طور معمول برای ارائه و طبقه‌بندی اطلاعات آماری در مقیاس ملی و منطقه‌ای در سطح اروپا مورد استفاده قرار می‌گیرند. همچنین اطلاعات خاکشناسی از بانک اطلاعات HWSN نسخه ۱/۲ در مقیاس ۱×۱ کیلومتر استخراج شده است.

سیب‌زمینی در منطقه Bhadohi هندوستان استفاده کردند. بر اساس نتایج حاصله از این پژوهش شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته (GRNN) قادر به پیش‌بینی بهتر برای عملکرد در این منطقه بوده است. ابوکریما و همکاران (۲۰۱۵) اقدام به پیش‌بینی سطح برگ پنبه در مصر با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی کردند که بر اساس نتایج حاصل، زمانی که ورودی‌های مدل شامل عرض برگ، طول آویز اصلی، طول آویز راست و چپ برگ باشد بهترین پیش‌بینی به دست می‌آید. ساچیترا و همکاران (۲۰۱۸) مقدار کود مورد نیاز برای درخت نارگیل را در واحد اکولوژیکی کشاورزی شمال ساحل کراالا با استفاده از دو نوع شبکه عصبی مصنوعی (ANN و DNN) پیش‌بینی کردند که دقت DNN در مقایسه با ANN برای برآورد کود مورد نیاز بهتر بوده است. همچنین اکهند و همکاران (۲۰۱۸) طی پژوهشی که در بنگلادش روی عملکرد برنج با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی انجام دادند، به نتایج امیدوارکننده‌ای دست یافتند و با مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده عملکرد با داده‌های واقعی، مشخص شد این مدل با خطای پیش‌بینی کمتر از ۱۰٪ قادر به برآورد میزان عملکرد برنج در این منطقه است.

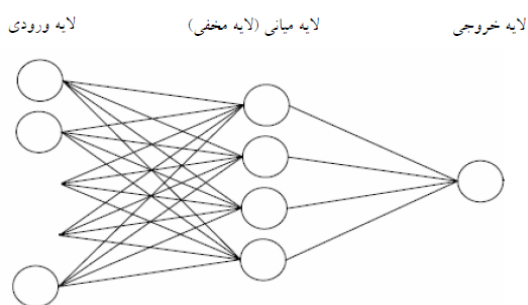
با توجه به احساس نیاز در جایگزینی مدل‌های گیاهی پیچیده با مدل‌های آماری ساده‌تر و نیز با توجه به عدم وجود سوابق قبلی در ارتباط با این نیاز، هدف از این پژوهش بررسی قابلیت شبکه عصبی در یادگیری از مدل‌های گیاهی و توانایی آن در پیش‌بینی عملکرد و شبیه‌سازی دوره‌های رشد گندم از کاشت تا گل‌دهی، کاشت تا برداشت و گل‌دهی تا برداشت با استفاده از متغیرهای اقلیمی و تعیین متغیرهای مهم برای برآورد عملکرد محصول و شبیه‌سازی دوره‌های حساس رشد گیاه است.

جدول ۱- منابع اطلاعات استفاده شده برای شبیه سازی با مدل AquaCrop

نوع داده	منبع	متغیرها	توضیحات
هواشناسی	Agri4Cast Gridded Agro-Meteorological Data in Europe	دمای بیشینه (°C) دمای کمینه (°C) میانگین دما (°C) میانگین سرعت باد در ارتفاع ۱۰ متری (m/s) میانگین فشار بخار آب روزانه (hPa) بارش (mm/day) مجموع تشعشع (KJ/m ² /day)	پایگاه CGMS شامل داده های هواشناسی از ایستگاه های هواشناسی است که در شبکه ۲۵×۲۵ کیلومتری درون یابی شده اند. داده های هواشناسی روزانه از ۱۹۷۵ تا کنون برای کشورهای اتحادیه اروپا، کشورهای همسایه اروپا و کشورهای خاورمیانه در دسترس است.
سطح زیر کشت گندم	Agri4Cast European Crops Masks	سطح زیر کشت گندم در سطح شبکه ۲۵×۲۵ کیلومتری	این بانک اطلاعاتی از طریق ارتباطات شخصی تهیه شده است. این اطلاعات شامل داده های شبکه بندی شده برای ۸۴۸۶ نقطه در سطح شبکه ۲۵×۲۵ کیلومتری JRC (مشابه اطلاعات هواشناسی) است.
خاک	Harmonized World Soil Database (HWSD) (42)	حداکثر عمق توسعه ریشه باقث خاک درصد مواد آلی چگالی ظاهری خاک	یک بانک اطلاعاتی رستری با شبکه بندی ۳۰ ثانیه (حدود ۱ کیلومتر) که از تجمیع اطلاعات نقشه FAO-UNESCO با مقیاس ۱:۵۰۰۰۰۰۰ و چندین نقشه بزرگ مقیاس دیگر ایجاد شده است.
فنولوژی (دوره های رشد)	AgroPheno (JRC-MARS)	تاریخ کشت تاریخ گلدهی تاریخ رسیدن	این بانک اطلاعاتی از طریق ارتباطات شخصی تهیه شد و شامل تاریخ های کاشت، جوانه زنی، گلدهی، رسیدن و برداشت برای ۲۲۸۲۳ سلول شبکه (مشابه اطلاعات هواشناسی) است. تاریخ کاشت تاریخ گلدهی برای ارزیابی مدل در شبیه سازی دوره های رشد استفاده شد.
عملکرد	EuroStat	داده های تاریخی عملکرد دانه در مقیاس منطقه ای و ملی	داده های تاریخی عملکرد دانه در سطح مناطق NUTS2 برای دوره ۲۰۱۰-۱۹۸۵ از بانک اطلاعات کشاورزی Eurostat استخراج شد. داده های عملکرد برای ارزیابی مدل در مقیاس منطقه ای استفاده شد.

روش انجام پژوهش

ذکر است که آموزش و ارزیابی عملکرد مدل های شبکه عصبی مصنوعی در محیط نرم افزار MATLAB انجام گرفت.



شکل ۱- ساختار یک شبکه عصبی مصنوعی

در این تحقیق از شبکه عصبی مصنوعی چندلایه استفاده شد (شکل ۱). این شبکه دارای سه لایه نرون است. تعداد نرون در لایه اول برابر با تعداد عناصر ورودی و در لایه سوم یک نرون برای خروجی استفاده شد. ورودی های شبکه به صورت دسته ای و همزمان به شبکه اعمال شدند. در اینجا ساختار شبکه با افزودن یا کاستن تعداد نرون ها در لایه های میانی تغییر یافت. روال آموزش و اعتبارسنجی برای هر ساختار تکرار شد. در نهایت ساختاری که نتایج آن بر مبنای شاخص های آماری حداقل اختلاف را با مقادیر مشاهده ای داشت به عنوان ساختار بهینه معرفی شد. شایان

جدول ۲- متغیرهای اقلیمی مورد استفاده در مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی

شماره متغیر ورودی	شرح ورودی‌ها
1	مجموع بارش بین کاشت تا گل دهی (mm)
2	مجموع بارش بین گل دهی تا برداشت (mm)
3	مجموع بارش بین کاشت تا برداشت (mm)
4	متوسط دمای هوا بین کاشت تا گل دهی (°C)
5	متوسط دمای هوا بین گل دهی تا برداشت (°C)
6	متوسط دمای هوا بین کاشت تا برداشت (°C)
7	متوسط دمای میانگین روزانه بین کاشت تا گل دهی (°C)
8	متوسط دمای میانگین روزانه بین گل دهی تا برداشت (°C)
9	متوسط حداکثر دمای روزانه بین کاشت تا گل دهی (°C)
10	متوسط حداکثر دمای روزانه بین گل دهی تا برداشت (°C)
11	متوسط تابش خورشیدی روزانه بین کاشت تا گل دهی (MJ/m ²)
12	متوسط تابش خورشیدی روزانه بین گل دهی تا برداشت (MJ/m ²)
13	مجموع تابش خورشیدی روزانه بین کاشت تا گل دهی (MJ/m ²)
14	مجموع تابش خورشیدی روزانه بین گل دهی تا برداشت (MJ/m ²)
15	متوسط فشاربخار میانگین روزانه بین کاشت تا گل دهی (kPa)
16	متوسط فشاربخار میانگین روزانه بین گل دهی تا برداشت (kPa)

مدیریت زراعی، امکان استفاده از این اطلاعات در مدل‌های گیاهی همچون AquaCrop است. طول دوره‌های رشد مهم گیاه (به صورت طول دوره یا درجه-روز مورد نیاز برای تکمیل دوره) از مهم‌ترین متغیرهای ورودی به مدل‌های گیاهی هستند.

به دلیل سهولت بیشتر دسترسی به داده‌های بارش و دما در مقایسه با سایر متغیرهای اقلیمی، برای مدل‌سازی طول دوره‌های مهم رشد گندم تنها از داده‌های بارش و دما (متغیرهای ۱-۶) استفاده شد. علت پیش‌بینی دوره‌های مهم رشد گیاه گندم در این مطالعه علاوه بر اهمیت این دوره‌ها در

جدول ۳- مشخصات مدل‌های شبکه عصبی

شماره مدل شبکه عصبی	عوامل ورودی	عوامل خروجی
۲	۷-۱۶	عملکرد دانه در زمان برداشت (kg/ha)
۳	۱-۶	طول دوره رشد از کاشت تا جوانه زنی (روز)
۴	۱-۶	طول دوره رشد از جوان زنی تا ساقه رفتن (روز)
۵	۱-۶	طول دوره رشد از ساقه رفتن تا گل دهی (روز)
۶	۱-۶	طول دوره رشد از گل دهی تا پرشدن غلاف (روز)
۷	۱-۶	طول دوره رشد از کاشت تا گل دهی (روز)
۸	۱-۶	طول دوره رشد از کاشت تا گل دهی (روز)
۹	۱-۶	طول دوره رشد از گل دهی تا برداشت (روز)
۱۰	۱-۶	طول دوره رشد از کاشت تا برداشت (روز)

(متغیرهای ۱۶-۷) با ورودی های دما، تابش خورشیدی و فشار بخار آب با مقادیر R^2 و SRMSE به ترتیب در آموزش ۰/۹۷ و ۰/۹۶۹٪ و در اعتبارسنجی ۰/۹۶ و ۰/۱۱/۵۷٪ است. در ادامه تأثیر افزودن متغیرهای تابش خورشیدی و میانگین فشار بخار آب مورد بررسی قرار گرفت.

در پژوهش مشابهی که سجادی و همکاران (۱۳۹۱) روی گیاه کلزا در منطقه گنبد گلستان انجام دادند به این نتیجه رسیدند که شبکه عصبی که دارای کمترین مقدار RMSE برابر با ۱۰۱/۲۳ و بیشترین مقدار R^2 برابر با ۰/۹۹۷ بود در میان ساختارهای مختلف شبکه عصبی به عنوان ساختار بهینه انتخاب شد (سجادی و همکاران، ۲۰۱۲). اندرزیان و همکاران (۲۰۱۱) طی پژوهشی گزارش کردند که مدل AquaCrop به خوبی می تواند رطوبت خاک، زیست توده محصول و عملکرد دانه را شبیه سازی کند. این محققان ریشه دوم خطای میانگین مربعات نرمال را کمتر از ۱۰٪ به دست آوردند (اندرزیان و همکاران، ۲۰۱۱). رضانی اعتدالی و همکاران (۲۰۰۹) کارایی مدل Cropwat را حدود ۰/۵۸ و ۰/۱۵- برای گندم در دور آبیاری ۷ و ۱۴ روز و علیزاده و همکاران (۲۰۱۰) نیز کارایی مدل AquaCrop را ۰/۹۸ و ۰/۷۶ برای دور آبیاری ۷ و ۱۴ روز گزارش کردند. همچنین حداکثر خطای نسبی برای پیش بینی عملکرد گندم توسط مدل CropWat حدود ۲۵ و توسط مدل AquaCrop حدود ۲۷ درصد گزارش شده است. نتیجه ارزیابی مدل AquaCrop توسط آرایا و همکاران (۲۰۱۰) در اتیوپی نشان می دهد که این مدل جرم توده هوایی و عملکرد محصول را در تاریخ های کشت متفاوت در منطقه مورد مطالعه به خوبی شبیه سازی می کند.

همان طور که جدول ۴ نشان می دهد، لحاظ کردن این پارامترها تأثیر چندانی روی شاخص R^2 ندارد اما باعث کاهش شاخص MSE شده است. بنابراین تنها با استفاده از متغیرهای اقلیمی مربوط به بارش و دما (مدل شبکه عصبی شماره ۱) که به آسانی در دسترس اند، می توان میزان عملکرد گیاه را با دقت قابل قبولی برآورد کرد.

در نهایت به منظور مقایسه کمی مقادیر محاسبه و مشاهداتی از شاخص های آماری ضریب تبیین (R^2) بین مقادیر اندازه گیری شده و پیش بینی شده، SRMSE (جذر میانگین مربعات خطاهای استاندارد شده) استفاده شد:

$$SRMSE = 100 \times \frac{\sqrt{\frac{(y_p - y_o)^2}{n}}}{\bar{y}_o} \quad (1)$$

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^n (y_p - \bar{y}_p)]^2}{\sum_{i=1}^n (y_p - \bar{y}_p)} \quad (2)$$

که در آن y_p مقدار پیش بینی شده عامل مورد نظر، y_o مقدار مشاهده ای عامل مورد نظر، \bar{y}_p میانگین مقادیر پیش بینی شده عامل های مورد نظر، \bar{y}_o میانگین مقادیر مشاهده ای عامل های مورد نظر و n تعداد داده مورد استفاده در محاسبات است. در رابطه با این دو معادله قابل ذکر است که SRMSE به صورت درصد اختلاف نسبی مقادیر پیش بینی شده در برابر مقادیر واقعی بیان می شود و بر اساس تعریف، قدرت پیش بینی مدل در صورتی که مقدار SRMSE کمتر از ۱۰٪ باشد "عالی"، اگر بین ۱۰ تا ۲۰٪ باشد "خوب"، اگر بین ۲۰ تا ۳۰٪ باشد "متوسط" و اگر بیشتر از ۳۰٪ باشد "ضعیف" برآورد می شود (توسلی، ۲۰۱۴).

نتایج و بحث

پیش بینی عملکرد

با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در نرم افزار متلب، مدل های متعدد با ساختارها و متغیرهای ورودی متفاوت برای پیش بینی عملکرد و دوره های مهم رشد گندم تعریف شد. نتایج پیش بینی عملکرد در جدول ۴ ارائه شده است. مدل های شماره ۱ و ۲ مربوط به پیش بینی عملکرد با استفاده از متغیرهای اقلیمی (بارش، دما، تابش خورشیدی و فشار بخار آب) است. براساس نتایج ارائه شده بهترین معماری شبکه عصبی در مدل شماره ۱ با ورودی های بارش و دما (متغیرهای ۱-۶) و مقادیر R^2 و SRMSE به ترتیب در آموزش ۰/۹۴ و ۰/۱۳/۶۱٪ و در اعتبارسنجی ۰/۹۳ و ۰/۱۴/۵۵٪ و مدل شماره ۲

پیش‌بینی دوره‌های رشد

استفاده از مدل‌های شبیه‌سازی به دلیل هزینه کم، سرعت زیاد و در اختیار قرار دادن اطلاعات کامل، گزینه مناسبی برای تکمیل و توسعه نتایج آزمایش‌های مزرعه‌ای محسوب می‌شود (سینگ و همکاران، ۲۰۰۸). پیش‌بینی صحیح مراحل رشد گیاهان زراعی برای بهینه‌سازی فعالیت‌های مدیریتی در مزرعه و سازگاری بهتر تقویم زراعی با سیستم‌های اگرواکولوژیک خاص، بسیار مهم است (خانال، ۲۰۰۵). فاصله زمانی کاشت تا گلدهی یکی از خصوصیات مهم برای پیش‌بینی عملکرد و دستیابی به عملکرد بالقوه گیاهان زراعی از جمله گندم در مناطق مختلف است. متخصصان مدل‌سازی گیاهان زراعی اقدام به ارائه فرمول‌های کمی اکوفیزیولوژی برای تشریح پاسخ‌های فتوترمال فنولوژی کرده‌اند تا بتوانند زمان گلدهی ژنوتیپ‌های مختلف گیاهان را در شرایط متفاوت محیطی و اقلیمی پیش‌بینی کنند (بین و همکاران،

۲۰۰۵). مدل‌های مختلفی برای شبیه‌سازی رشد گندم توسعه داده شده‌اند، از جمله این مدل‌ها می‌توان به WOFOST، CERES-Wheat، APSIM و AquaCrop اشاره کرد. در مطالعه‌ای که دلفندی و همکاران (۱۳۹۳) به منظور ارزیابی مدل CERES-Wheat در شرایط آب و هوایی اهواز انجام دادند، توانایی بسیار خوب این مدل در شبیه‌سازی عملکرد و مراحل فنولوژیکی رشد گندم مورد تأیید قرار گرفت.

در جدول ۴، نتایج پیش‌بینی طول دوره‌های مهم رشد گندم با متغیرهای اقلیمی در شبکه عصبی نیز ارائه شده است. مطابق این جدول مدل شبکه عصبی شماره ۹ با مقادیر R^2 و SRMSE به ترتیب در آموزش ۰/۹۸ و ۴/۷۹٪ و در اعتبارسنجی ۰/۹۷ و ۵/۷۴٪ مناسب‌ترین ساختار شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی طول دوره رشد شناخته شد.

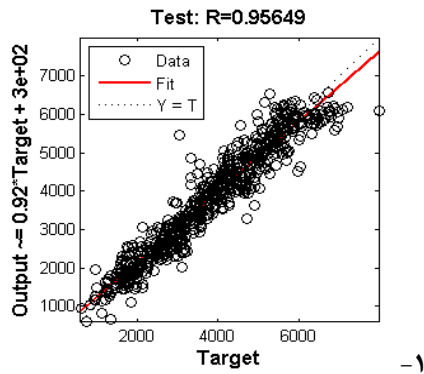
جدول ۴- نتایج مدلسازی عملکرد و طول دوره رشد گندم

شماره مدل	عوامل ورودی	تعداد نرون در لایه پنهان	۵	۱۰	۱۵	۲۰	
۱	۱-۶	تعداد نرون‌های لایه ورودی	۶				
		Training	R^2	۰,۹۳	۰,۹۳	۰,۹۴	۰,۹۲
			SRMSE (%)	۱۵,۱۴	۱۴,۴۸	۱۳,۶۱	۱۵,۷۲
		Validating	R^2	۰,۹۲	۰,۹۲	۰,۹۳	۰,۹۲
SRMSE (%)	۱۵,۷۸		۱۵,۴۳	۱۴,۵۵	۱۶,۱۴		
۲	۷-۱۶	تعداد نرون‌های لایه ورودی	۱۲				
		Training	R^2	۰,۹۶	۰,۹۷	۰,۹۷	۰,۹۷
			SRMSE (%)	۱۱,۲۵	۱۰,۱۷	۱۰,۱۲	۹,۶۹
		Validating	R^2	۰,۹۵	۰,۹۶	۰,۹۵	۰,۹۶
SRMSE (%)	۱۲,۵۶		۱۱,۰۳	۱۱,۹۲	۱۱,۵۷		
۳	۱-۶	تعداد نرون‌های لایه ورودی	۶				
		Training	R^2	۰,۸۹	۰,۹۱	۰,۹۲	۰,۹۳
			SRMSE (%)	۷,۳۳	۷,۸۳	۶,۰۹	۶,۱۳
		Validating	R^2	۰,۸۹	۰,۹۰	۰,۹۲	۰,۹۲
SRMSE (%)	۷,۸۳		۶,۹۱	۶,۴۱	۶,۲۰		

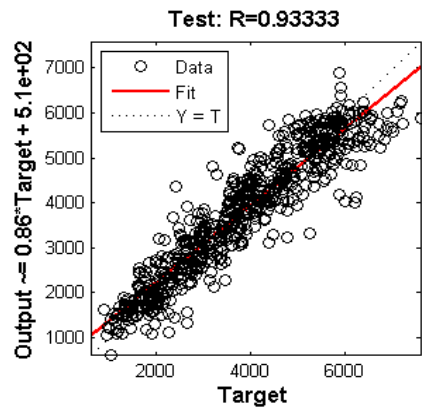
ادامه جدول ۴

شماره مدل	عوامل ورودی	تعداد نرون در لایه پنهان	۵	۱۰	۱۵	۲۰	
۴	۱-۶	تعداد نرون های لایه ورودی		۶			
		Training	R ²	۰,۷۰	۰,۷۵	۰,۷۶	۰,۷۸
			SRMSE (%)	۱۵,۸۸	۱۵,۷۵	۱۴,۶۶	۱۳,۷۶
		Validating	R ²	۰,۷۲	۰,۷۱	۰,۷۷	۰,۷۴
SRMSE (%)	۱۵,۷۵		۱۴,۸۰	۱۴,۲۱	۱۵,۲۱		
۵	۱-۶	تعداد نرون های لایه ورودی		۶			
		Training	R ²	۰,۷۸	۰,۸۲	۰,۸۳	۰,۸۱
			SRMSE (%)	۸,۵۷	۹,۳۰	۷,۷۱	۸,۰۳
		Validating	R ²	۰,۷۸	۰,۸۱	۰,۸۱	۰,۸۰
SRMSE (%)	۹,۳۰		۸,۱۴	۷,۸۹	۸,۵۷		
۶	۱-۶	تعداد نرون های لایه ورودی		۶			
		Training	R ²	۰,۹۵	۰,۹۶	۰,۹۵	۰,۹۶
			SRMSE (%)	۴,۷۰	۴,۵۶	۴,۴۸	۴,۲۳
		Validating	R ²	۰,۹۵	۰,۹۶	۰,۹۵	۰,۹۶
SRMSE (%)	۴,۵۶		۴,۴۲	۴,۶۶	۴,۵۰		
۷	۱-۶	تعداد نرون های لایه ورودی		۶			
		Training	R ²	۰,۹۶	۰,۹۷	۰,۹۷	۰,۹۷
			SRMSE (%)	۷,۶۴	۷,۶۷	۶,۸۵	۶,۹۶
		Validating	R ²	۰,۹۶	۰,۹۶	۰,۹۷	۰,۹۷
SRMSE (%)	۷,۶۷		۷,۴۵	۶,۹۵	۶,۹۳		
۸	۱-۶	تعداد نرون های لایه ورودی		۶			
		Training	R ²	۰,۹۰	۰,۹۴	۰,۹۳	۰,۹۴
			SRMSE (%)	۵,۶۸	۵,۵۶	۴,۷۳	۴,۳۴
		Validating	R ²	۰,۹۱	۰,۹۳	۰,۹۳	۰,۹۳
SRMSE (%)	۵,۵۶		۴,۶۶	۴,۸۳	۴,۹۵		
۹	۱-۶	تعداد نرون های لایه ورودی		۶			
		Training	R ²	۰,۹۷	۰,۹۸	۰,۹۸	۰,۹۷
			SRMSE (%)	۶,۱۶	۶,۳۰	۴,۷۹	۵,۲۶
		Validating	R ²	۰,۹۶	۰,۹۷	۰,۹۷	۰,۹۸
SRMSE (%)	۶,۳۰		۵,۲۶	۵,۷۴	۵,۲۹		
۱۰	۱-۶	تعداد نرون های لایه ورودی		۶			
		Training	R ²	۰,۹۱	۰,۹۲	۰,۹۳	۰,۹۳
			SRMSE (%)	۵,۴۵	۵,۳۲	۴,۷۰	۴,۹۴
		Validating	R ²	۰,۹۱	۰,۹۱	۰,۹۴	۰,۹۲
SRMSE (%)	۵,۳۲		۵,۵۸	۴,۵۵	۴,۸۷		

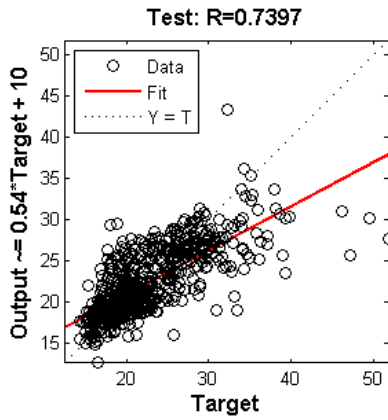
(ب)



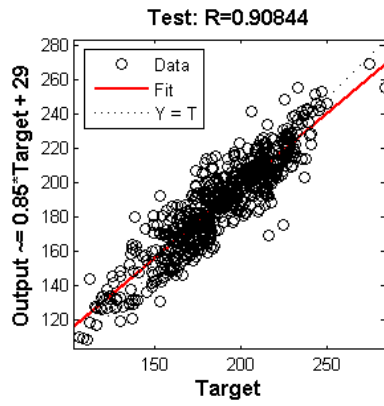
(الف)



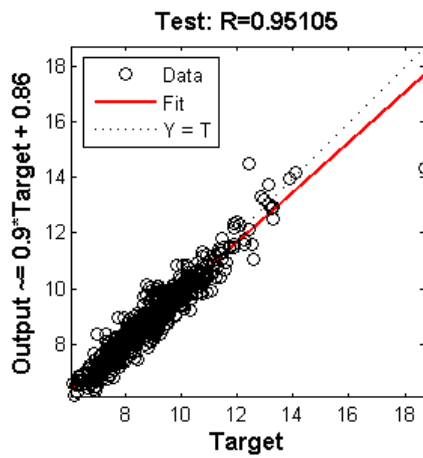
(د)



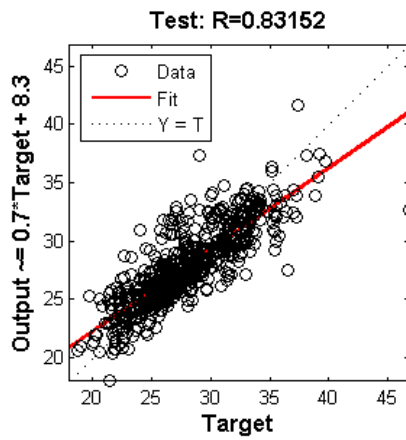
(ج)

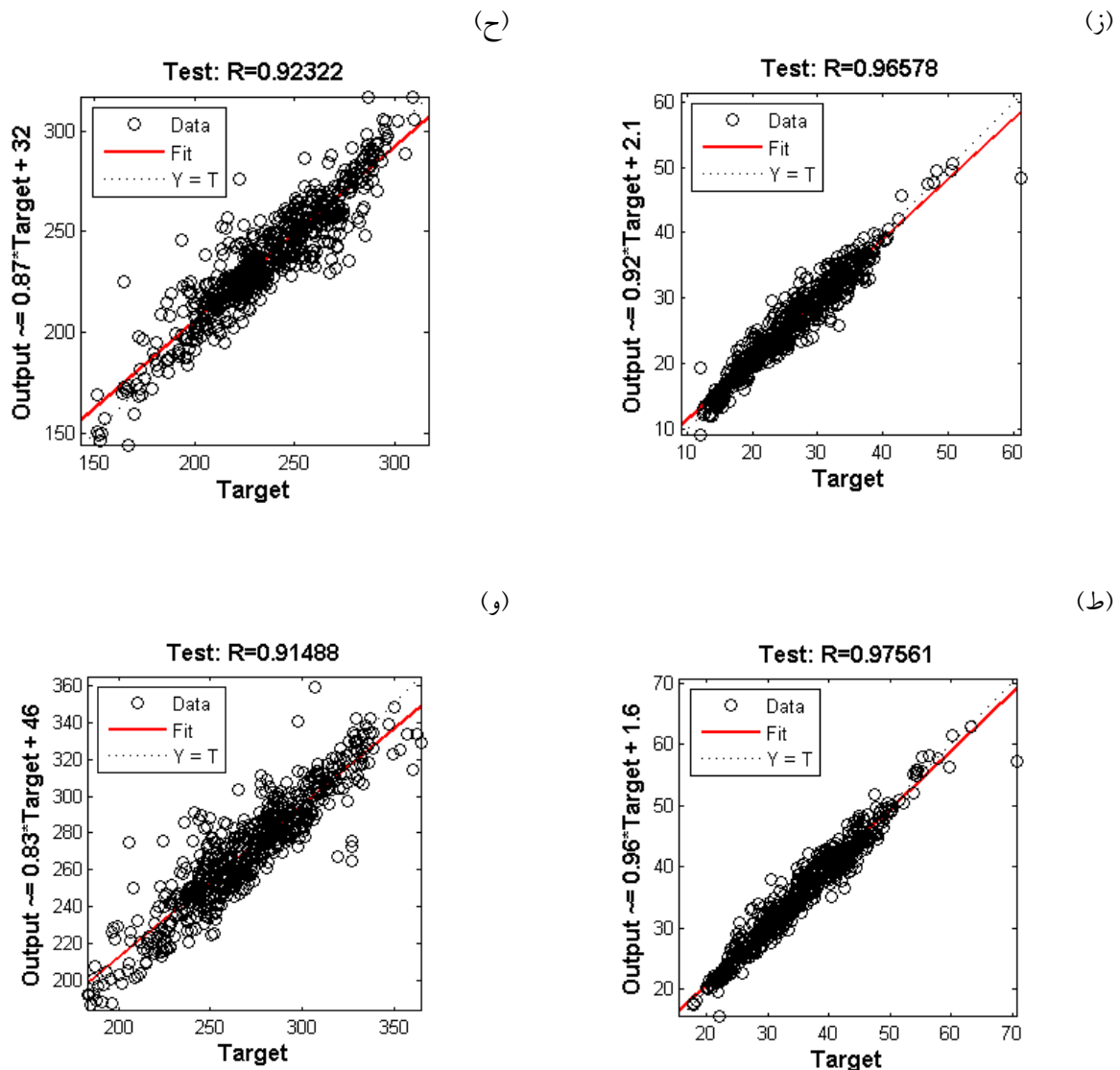


(و)



(ه)





شکل ۲- بررسی بهترین برازش ها برای متغیر خروجی، الف) مدل شماره ۱ با ۱۵ نرون در لایه پنهان، ب) مدل شماره ۲ با ۲۰ نرون در لایه پنهان، ج) مدل شماره ۳ با ۲۰ نرون در لایه پنهان، د) مدل شماره ۴ با ۲۰ نرون در لایه پنهان، ه) مدل شماره ۵ با ۱۵ نرون در لایه پنهان، و) مدل شماره ۶ با ۲۰ نرون در لایه پنهان، ز) مدل شماره ۷ با ۱۵ نرون در لایه پنهان، ح) مدل شماره ۸ با ۲۰ نرون در لایه پنهان، ط) مدل شماره ۹ با ۱۵ نرون در لایه پنهان و ی) مدل شماره ۱۰ با ۱۵ نرون در لایه پنهان.

دوره رشد گیاه مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج ارزیابی نشان داد که مدل شبکه عصبی شماره ۶ بیشترین تطابق را با خروجی های مدل گیاهی دارد به طوری که مقدار شاخص های SRMSE و MSE برای این مدل به ترتیب در بازه ۴/۲۳-۴/۷ درصد و ۰/۱۷-۰/۱۵ است.

در واقع این نتایج نشان می دهد که برای هر دو پارامتر مورد بررسی، مقدار عملکرد و طول دوره رشد را به مقدار بسیار کمی بیشتر از مقادیر واقعی نشان می دهد که این

نتایج حاصل از این مطالعه با تحقیقات قبلی انجام شده در این زمینه هماهنگی نزدیکی دارد؛ به طوری که دقت پیش بینی عملکرد گندم توسط حسینی و همکاران (۲۰۰۷) در منطقه قروه کردستان با استفاده از شبکه مصنوعی برابر ۰/۹۹ بود اما درباره ساختار شبکه عصبی مورد استفاده اطلاعاتی گزارش نشده است (حسینی و همکاران، ۲۰۰۷).

همچنین مدل های شبکه عصبی با شاخص های آماری SRMSE و MSE برای هریک از پارامترهای عملکرد و طول

۳- آبابایی، ب.، و. رضائوردی نژاد، ۱۳۹۲، برآورد عملکرد هیدرولیکی سیستم‌های آبیاری تحت فشار با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون ناپارامتری، مجله آب و خاک، دانشگاه فردوسی مشهد. ۲۷(۴): ۷۶۹-۷۷۹.

۴- سجادی، ج. و ح. صبوری، ۱۳۹۱، کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی عملکرد محصول کلزا، مجله تولید و فرآوری محصولات زراعی و باغی، سال سوم، شماره دهم.

۵- دلفندی، م.، ب. اندرزیان، س. برومند نسب، ع. مساح بوانی و ا. جواهری، ۱۳۹۳، ارزیابی مدل CERES-Wheat نسخه 4.5 DSSAT در شبیه‌سازی رشد، عملکرد و مراحل فنولوژی گندم در شرایط مدیریت‌های مختلف تخصیص آب در مزرعه (مطالعه موردی: شهرستان اهواز)، نشریه آب و خاک، دانشگاه فردوسی مشهد. ۲۸(۱): ۸۲-۹۱.

6- Ababaei, B., T. Sohrabi & F. Mirzaei, 2012, Assessment of radial basis and generalized regression neural networks in daily reservoir inflow simulation, *Elixir Comp. Sci. & Engg.* 42(2012) 6074-6077.

7- Ababaei, B., J. Derery & P. Martre, 2016, Recent changes in spatiotemporal patterns of pan-European wheat yield gap and environmental stresses, *Native Trait, Limagrain Europe.* Clermont-Ferrand, France.

8- Aboukarima, A. M., H. A. Elsoury & M. Menyawi, 2015, Artificial Neural Network Model for the Prediction of the cotton Crop Leaf Area. *International Journal of Plant & Soil Science*, 8(4): 1-13.

9- Alvarez, A., 2009, Predicting average regional yield and production of wheat in the Argentine Pampas by an artificial neural network approach, *Eur J. Agron.* 30: 70-77.

10- Alizadeh, H. A., B. Nazari, M. Parsinejad, H. Ramezani-Etedali & H. R. Janbaz, 2010, Evaluation of AquaCrop model on wheat deficit irrigation in Karaj area, *Iranian J. Irrig. Drain.* 2(4): 273-283. (in Farsi)

11- Andarzian, B., M. Bannayan, P. Steduto, H. Mazraeh, M. E. Barati & A. Rahnama, 2011, Validation and Testing of the AquaCrop Model under Full and Deficit Irrigation Wheat Production in Iran, *Agricultural Water Management.* 100: 1-8.

موضوع حاکی از دقت نسبتاً زیاد مدل‌های شبکه عصبی توسعه یافته در این تحقیق برای پیش‌بینی عملکرد و طول دوره رشد گندم است.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش به بررسی کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی عملکرد و طول دوره‌های مهم رشد گندم با استفاده از پارامترهای اقلیمی و امکان جایگزینی مدل‌های پیچیده گیاهی با این مدل‌های آماری پرداخته شد. نتایج نشان داد که هنگامی که مجموع بارش و میانگین دمای هوا به عنوان ورودی به مدل معرفی می‌شود، شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توانند عملکرد و طول دوره‌های رشد گیاه را با دقت نسبتاً خوبی شبیه‌سازی کنند. همچنین با بررسی متغیرهای هواشناسی موجود مشخص شد که افزودن متغیرهای تابش خورشیدی و رطوبت نسبی به ورودی‌های مدل تأثیر چندانی بر کیفیت پیش‌بینی طول دوره‌های رشد ندارد و به همین سبب در شبیه‌سازی مقادیر آن تنها از متغیرهای بارش و دما (قبل از جوانه زنی تا پس از بلوغ گیاه) استفاده شد که به آسانی قابل اندازه‌گیری و در دسترس‌اند. این در حالی است که برای پیش‌بینی عملکرد گندم، با وجود اختلاف ناچیز بین دو مدل، مدلی که در آن تعداد ورودی‌ها بیشتر بود، بهترین کارایی را نشان داد. براساس نتایج این پژوهش کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی برای یادگیری از مدل‌های گیاهی و پیش‌بینی عملکرد و طول دوره‌های مهم فصل رشد گندم با استفاده از متغیرهای اقلیمی با دقت نسبتاً زیادی مورد تأیید قرار گرفت.

منابع

- ۱- خدابنده، ن.، ۱۳۷۷، غلات، انتشارات دانشگاه تهران.
- ۲- شیردلی، ع. و ا. توسلی، ۱۳۹۴، پیش‌بینی عملکرد و کارایی مصرف آب زعفران با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی بر مبنای فاکتورهای اقلیمی و آب، نشریه زراعت و فناوری زعفران، ۳(۲): ۱۲۱-۱۳۱.

- 22- Norouzi, M., S. Ayoubi, A. Jalalian, H. Khademi & A. A. Dehghani, 2010, Predicting rainfed wheat quality and quantity by artificial neural network using terrain and soil characteristics, *Acta Agric Scandinavica, Section B-Plant Soil Sci.* 60: 341-352.
- 23- Pandey, A. & A. Mishra, 2017, Application of Artificial Neural Networks in Yield Prediction of Potato Crop, *Russian Agricultural Sciences*, 43(3): 266-272.
- 24- Piri, J., S. Amin, A. Moghaddamnia, A. Keshavarz, D. Han & R. Remesan, 2009, Daily pan evaporation modeling in a hot and dry climate, *Hydrol Eng, ASCE.* 14: 803-811.
- 25- Ramezani-Etedali, H., B. Nazari, A. R. Tavakoli & M. Parsinejad, 2009, Evaluation of CROPWAT model in deficit irrigation management of wheat and barley in Karaj, *J. Water Soil*, 23(1): 119-129 (in Farsi).
- 26- Singh A. K., R. Tripathy & U. K. Chopra, 2008, Evaluation of CERES-Wheat and CropSyst models for water-nitrogen interactions in wheat crop, *Agricultural Water Management*, 95: 776-786.
- 27- Smith, B. A., G. Hoogenboom & R. W. McClendon, 2009, Artificial neural Networks for automated year-round temperature prediction, *Comp. ElectronAgric.* 68: 52-61.
- 28- Suchithra, M. S. & M. L. Pai, 2018, Impact of Deep Neural Network on Predicting Application Rate of Fertilizers (Focus on Coconut Trees of Kerala Northern Coastal Plain Agro Ecological Unit), *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, 119(10): 451-466.
- 29- Tavassoli, A., 2014, Quantifying yield gap of wheat in water and nitrogen limit conditions in Shirvan region: model and field experiment, Ph.D thesis in the Agronomy, University of Zabol (In Farsi with English Summary).
- 30- Yin, X., P. C. Struik, J. Tang, C. Qi and T. Liu, 2005, Model analysis of flowering phenology in recombinant inbred lines of barley, *J. Exp. Bot.* 56(413): 959-965.
- 12- Drummond, S. T., K. A. Sudduth, A. Joshi, S. J. Birrell & N. R. Kitchen, 2003, Statistical and neural methods for site-specific yield prediction, *Transactions of the ASAE*, 46: 1. 5-14.
- 13- Hosaini, M. T., A. Siosemarde, P. Fathi & M. Siosemarde, 2007, Application of artificial neural network (ANN) and multiple regressions for estimating assessing the performance of dry farming wheat yield in Ghorveh region, Kurdistan province, *Agricultural Research* 7(1) :41-54 (in Farsi)
- 14- Jain, A. K., J. Mao & K. M. Mohiuddin, 1996, *Artificial Neural Networks: a tutorial computer*, IEEE, Pp: 31-44.
- 15- Kaul, M., R. L. Hill & C. Walthall, 2005, Artificial neural networks for corn and soybean yield prediction, *Agric Sys.* 85: 1-18.
- 16- Khanal, R. R., 2005, Phyllochron and leaf development in field grown rice genotypes under varying thermal environments of a high altitude cropping system, MSc. Thesis, Univ. of Zu Bonn, Germany.
- 17- Kim, M. & J. E. Gilley, 2008, Artificial neural network estimation of soil erosion and nutrient concentrations in runoff from land application areas.
- 18- Landeras, G., A. Ortiz-Barredo & J. J. López, 2009, Forecasting weekly evapotranspiration with ARIMA and artificial neural network models, *Irrigation and Drainage Engineering, ASCE.* 135: 323-334.
- 19- Merdun, H., Ö. Çınar, R. Meral & M. Apan, 2006, Comparison of artificial neural network and regression pedotransfer functions for prediction of soil water retention and saturated hydraulic conductivity, *Soil. Till Res.* 90: 108-116.
- 20- Mubiru, J., 2008, Predicting total solar irradiation values using artificial neural networks, *Renewable Energy*, 33: 2329-2332.
- 21- Mukerji, A., C. Chatterjee & N. S. Raghuvanshi, 2009, Flood forecasting using ANN, Neuro-Fuzzy, and Neuro-GA models, *Hydrol Eng. ASCE.* 14: 647-652.