ارزیابی عملکرد سمپاش زراعی نرخ متغیر با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی

نیکروز باقری ، نازیلا طربی ، افشین ایوانی

Email:n.bagheri@areo.ir

چکیده

جهت ارزیابی عملکرد پاشش یک سمپاش زراعی نرخ متغیر، از روش شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. داده های لازم برای مدل سازی، از آزمون های مزرعه ای به دست آمد. برای مدل سازی بده خروجی افشانک ها،۷۲۷ شبکه با چهار نوع مدل عصبی مصنوعی خطی، پرسپترون چندلایه، تابع پایه شعاعی و رگرسیون تعمیم یافته آزمون شدند. برای هر افشانک ٤٥، ۲۲ و ۲۳ داده به ترتیب برای آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش استفاده شد. مدل تابع پایه شعاعی با یک لایه ورودی، ٤ لایه پنهان و٤ لایه خروجی کمینه خطا به عنوان بهترین مدل انتخاب شد. برای سنجش توانایی مدل عصبی در پیش گویی بده افشانک ها، نتایج حاصل از این روش با مدل آماری مقایسه شد. بر اساس نتایج، میانگین مقادیر R^2 افشانک ها در مدل آماری برابر با ۰/۹۸۰، ۰/۹۷۹، ۰/۹۸۱ و ۰/۹۸۰ و در مدل های عصبی مذکور به ترتیب برابر با ۰/۹۹٤، ۰/۹۸۸، ۰/۹۹۷ و ۰/۹۹۰ به دست آمد. هم چنین میانگین ضریب تغییرات با استفاده از مدل های آماری و شبکه عصبی به ترتیب برابر با ۱۸/۹٦ درصد و ۱۹/۰۵ درصد بود. نتایج نشان داد، که مدل شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل آماری روش دقیق تری برای پیش گویی بده سمپاش بر اساس تغییرپذیری های مکانی سم در مزارع است.

واژه های کلیدی: سمپاش نرخ متغیر، شبکه های عصبی مصنوعی، کشاورزی دقیق، مدل های آماری.

مقدمه

در حال حاضر توزیع محلول های شیمیایی در مزارع کشور از طریق پاشش یکنواخت آن ها صورت می گیرد که این امر معمولاً منجر به کم پاشی و یا بیش پاشی محلول گشته و مشکلات فراوانی به دنبال دارد. بنابراین لازم است تا مقدار محلول مورد نیاز برای توزیع در هر قسمت از مزرعه بر اساس نیاز گیاه و خاک تنظیم شود. برای دستیابی به این هدف در چند سال اخیر توجه به ساخت کودپاش ها و سمپاش های نرخ متغیر افزایش یافته و نمونه های متفاوتی از این سامانه ها ساخته شده است (Schrock et al., 2001; Carara et al., 2004; Bora et al., 2005; Kim et al., 2008; Bennur and Taylor, 2009).

از جمله ویژگی هایی که موجب تمایز انواع مختلف این سامانه ها می شود، عملکرد آن هاست. ارزیابی عملکرد (سرعت و دقت پاشش) این سامانه ها معمولاً با استفاده از روش های آماری و آزمایشگاهی انجام شده که معمولاً دارای دقت کمی بوده و مستلزم صرف وقت زیادی است. این در حالی است که

استادیار پژوهشی موسسه تحقیقات فنی و مهندسی کشاورزی
کارشناسی ارشد مکانیک ماشین های کشاورزی دانشگاه تهران
استادیار پژوهشی موسسه تحقیقات فنی و مهندسی کشاورزی

روش شبکه عصبی مصنوعی[1] از جمله روش های مورد استفاده در حل مسائل مهندسی بوده که می تواند در پیش بینی و مدل سازی این فرایندها به کار رود. این روش بر خلاف روش های آماری، بدون نیاز به یافتن قوانین ریاضی حاکم بر پارامترهای ورودی و خروجی برای پیش بینی خروجی به ویژه در فرایندهای پیچیده (Kustrin and Beresford, 2000; Plumb et al., 2005; He et al., 2011)، مدل سازی های مفهومی و سامانه های تصمیم ساز مشابه انسان مورد استفاده قرار می گیرد (Kasabov, 1996; Witten and Frank, 2000).

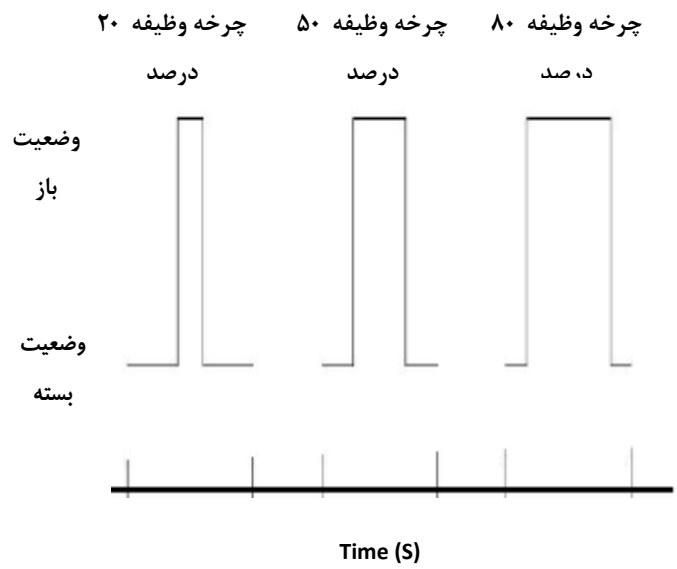
نتایج مطالعات نشان می دهد که شبکه عصبی مصنوعی می تواند به خوبی برای پیش گویی مقدار جریان در سامانه های نرخ متغیر به کار رود. Payne et al., 1993 از روش شبکه عصبی برای پیش گویی بده خروجی سمپاش و مدل سازی همبستگی بین پارامترهای ورودی و مقدار مطلوب استفاده کردند. Ulson et al., 2000 از روش شبکه عصبی پرسپترون[2] چندلایه برای تعیین و کنترل نرخ متغیر کود استفاده کردند. نتایج نشان داد که سامانه طراحی شده دارای دقت، سرعت، پایداری کافی با هزینه کم می باشد. Pokrajac and Obradovic, 2001 از سامانه تصمیم گیری مبتنی بر شبکه عصبی در پاشش موضعی کود استفاده کردند. آنها عملکرد محصول را تابعی از عوامل قابل کنترل مانند مقدار آب آبیاری و عوامل غیر قابل کنترل مانند شیب و انحنا زمین قرار دادند و به رابطه ای بین این مقادیر دست یافته و آن را بهینه نمودند. Ulson et al., 2002 برای کنترل جریان یک کودپاش نرخ متغیر از الگوی شبکه عصبی چند لایه استفاده نمودند. داده های به دست آمده شبکه عصبی با مقادیر واقعی تطبیق داده شد و نتایج نشان داد که شبکه عصبی می تواند به عنوان یک سامانه کنترلی سریع، با ثبات و کم هزینه برای کشاورزی دقیق به کار رود. Yang et al., 2003 در یک سامانه پاشش دقیق علف کش از شبکه عصبی و منطق فازی استفاده نمودند. در این سامانه از شبکه عصبی برای ارزیابی صحت داده های پردازش تصویر و از شبیه سازی منطق فازی برای کنترل تغییرات نرخ پاشش سم با دقت قابل قبول استفاده شد. موشو و همکاران (۲۰۰٤) از روش شبکه عصبی برای پیش بینی الگوی پاشش یک کود پخش کن موضعی استفاده کردند. نتایج نشان داد که روش شبکه عصبی، روش مناسبی برای پیش بینی جریان خروجی است. ژائو و همکاران (۲۰۱۳) به تحقیقی درباره سامانه تصمیم گیری هوشمند بر اساس روش های فازی- عصبی برای پاشش نرخ متغیر سم در روبات های سیار پرداختند. نتایج این تحقیق نشان داد که روش تصمیم گیری عصبی، قادر به فراهم کردن تصمیمات همزمان و سریع بوده و صحت آن از سامانه های تصمیم گیری فازی بیشتر بوده و برای کاربرد در محیط های طبیعی مناسب تراست. با توجه به ضرورت ارزیابی عملکرد سامانه های پاشش نرخ متغیر کود و سم و توانایی شبکه عصبی مصنوعی در مدل سازی و پیش گویی، هدف اصلی از این پژوهش، ارزیابی عملکرد پاشش یک سمپاش زراعی نرخ متغیر با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی و هم چنین بررسی توانایی مدل عصبی مصنوعی در پیش گویی بده خروجی سمپاش است.

مواد و روش ها

1. Artificial Neural Network (ANN)
1. Multilayer Perceptron (MLP)

سمپاش مورد استفاده در این پژوهش، یک سمپاش بوم دار نرخ متغیر نقشه–مبنا[1] بود. اجزاء اصلی این سامانه عبارتند از: شیرهای سلونوئیدیT-GK با فشار۴۰ اتمسفر، ولتاژ ۱۲ولت جریان مستقیم، توان۱٤ وات و بسامد ۲۵هرتز؛ حسگر جریان توربینی دیجیتالی (Remag Version 2000) با دقت سه درصد و ٤٦۰۰ پالس بر لیتر در فشار ۲۵ بار، ماژولGPS مدل NEO-DK با دقت ۲/۵ متر، بورد کنترل، مدار توان و منبع تغذیه. مدار توان به منظور تغییر جریان ۲۰ میلی آمپر میکروکنترلر به جریان ۱/۲ آمپر مورد نیاز برای شیرهای سلونوئیدی به کار گرفته شد. هم چنین از منبع توان برای تأمین توان ۱۲ولت مورد نیاز شیرهای سلونوئیدی و پنج ولت میکروکنترلرها استفاده شد. یک نرم افزار برای برقراری ارتباط کارور با بخش های الکترونیکی و مکانیکی طراحی و با زبان برنامه نویسی Visual Basic 6 نوشته شد. این برنامه قادر به دریافت اطلاعات لحظه ایGPS، دریافت مقدار بده مطلوب از نقشه کود (Bagheri et al., 2013b)، مقایسه مختصات لحظه ای سمپاش با مختصات نقشه، دستور اعمال پاشش به سامانه کنترل، دریافت اطلاعات لحظه ای بده خروجی افشانک ها و مقایسه با بده مطلوب و در نهایت اعمال کنترل حلقه بسته بود. سامانه کنترل حلقه بسته به منظور مقایسه خروجی افشانک ها با بده مطلوب، تعیین مقدار خطا و کاهش آن استفاده شد. خروجی افشانک ها با روش تعدیل عرض پالس[2] کنترل شد. در این روش با استفاده از تغییر عرض پالس (چرخه وظیفه[3])، یک سیگنال موج مربعی برای سلونوئید شیرها تأمین گردید. چرخه وظیفه نسبت عرض پالس تولید شده به کل عرض پالس می باشد. این نسبت می تواند بین یک تا ۱۰ تغییر نموده بدون آن که اندازه قطرات تغییر مشخصی داشته باشد (Bagheri et al., 2013a). در شکل۱ نمایی از شیرسلونوئیدی، حسگر و نحوه عمل چرخه وظیفه نشان داده شده است.

1. Map-based
1.Pulse Wide Modulation (PWM)
3. Duty Cycle

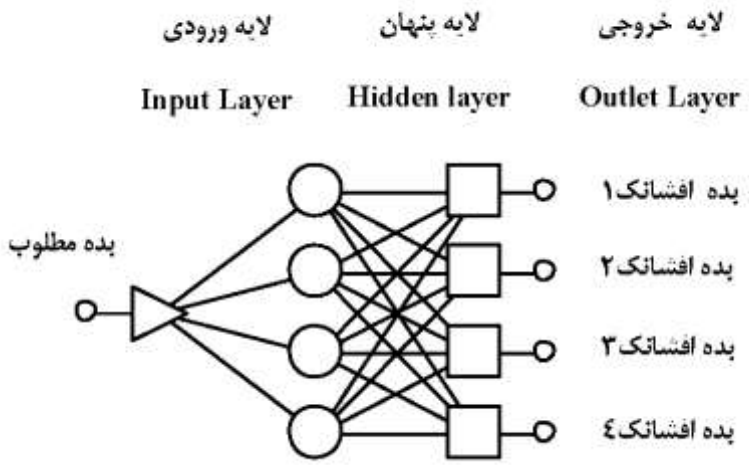


شکل۱- شیرسلونوئیدی، حسگر **و نمودار چرخه وظیفه نسبت به زمان**

Fig 1. Solenoid valve and Sensor and duty cycle versus time curve

جهت ارزیابی عملکرد سامانه نرخ متغیر از روش شبکه عصبی مصنوعی، استفاده شد. برای تهیه داده ها، آزمایش های مزرعه ای در روی سطح مزرعه در سه تکرار انجام شد. سرعت حرکت تراکتور ٦-٤ کیلومتر در ساعت در نظر گرفته شد. مدل سازی عصبی با استفاده از نرم افزار Matlab صورت گرفت. به همین منظور،۷۲۷ مدل شبکه عصبی در قالب چهار نوع مدل خطی، پرسپترون چندلایه(MLP) ، تابع پایه شعاعی[1] (RBF) و رگرسیون تعمیم یافته[2] (GRNN) آزمون شدند. از میان ۹۰ داده برای هر افشانک و بده مطلوب به ترتیب ٤٥، ۲۲ و ۲۳ نمونه برای آموزش، اعتبارسنجی[3] و آزمایش استفاده شدند. پس از آزمایش، مدل های با حداقل خطا، به عنوان بهترین شبکه انتخاب شدند. در شکل۲- ساختار شبکه عصبی مصنوعی (نوع تابع پایه شعاعی) به کار رفته برای ارزیابی سمپاش نرخ متغیر، نشان داده شده است. به منظور بررسی دقت و توانایی مدل های شبکه عصبی مصنوعی در پیش گویی بده خروجی سمپاش، نتایج حاصل از این روش با مدل های آماری مقایسه گردید.

3.Radial Basis Function (RBF)
Generalized Regression Neural Networks
4.(GRNN)
5.Verification



شکل۲- ساختار شبکه عصبی (نوع تابع پایه شعاعی) به کار رفته برای ارزیابی سمپاش نرخ متغیر

Fig 2. The structure of neural net (RBF model) model for evaluating variable rate sprayer

نتایج و بحث

عملکرد مدل های شبکه عصبی مصنوعی در پیش گویی بده خروجی سمپاش نرخ متغیر

در جدول ۱ مدل های شبکه عصبی مصنوعی انتخاب شده از میان ۷۲۷ شبکه بررسی شده، با ترکیب های متفاوتی از لایه های مخفی و الگوریتم های آموزش نشان داده شده است. مدل تابع پایه شعاعی در مقایسه با مدل های دیگر با توجه به کمتر بودن مقدار خطای اعتبارسنجی و کارایی شبکه به عنوان بهترین مدل شناسایی شد. نسبت رگرسیون برای این مدل ۰/۱۹۸ و همبستگی آن ۰/۹۸ به دست آمد. خطای جذر میانگین مربعات[1]کل برای آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش مدل به ترتیب برابر با ۳٤/۷، ۳۸/٦ و ٤۹/٤ بود. نتایج تجزیه و تحلیل خطای مدل تابع پایه شعاعی به تفکیک افشانک ها در جدول۲ نشان داده شده است. نتایج نشان داد که برای هر چهار افشانک، همبستگی بین بده خروجی افشانک ها و بده مطلوب ۰/۹۹ بود.

در شکل۳ معادلات رگرسیون خطی بده اندازه گیری شده و پیش گویی شده به وسیله شبکه عصبی مصنوعی برای هر چهار افشانک نشان داده شده است. همبستگی بین بده اندازه گیری شده و پیش گویی شده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (مدل تابع پایه شعاعی) برای افشانک های یک تا چهار به ترتیب برابر با ۰/۹۹٤، ۰/۹۸۸، ۰/۹۹۷ و ۰/۹۹۰ بود که حاکی از همبستگی بالایی بین داده ها بود.

1.Root mean square error (RMSE)

جدول۱- مدل های شبکه عصبی مناسب برای ارزیابی عملکرد پاشش

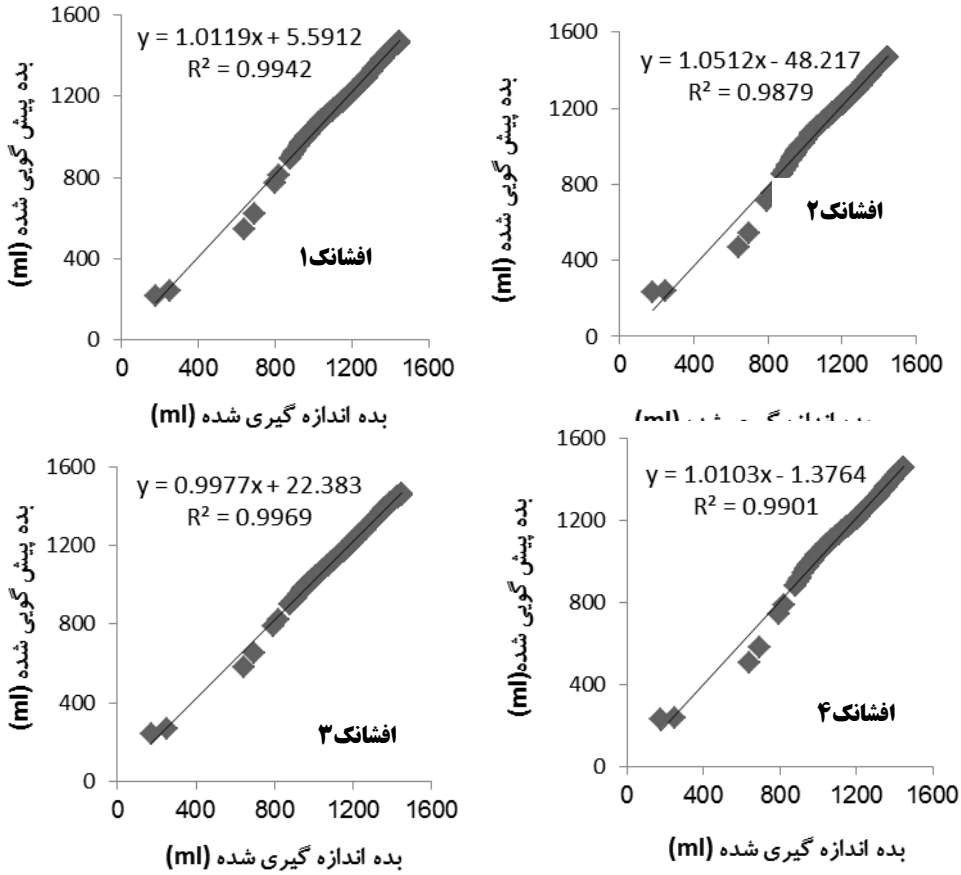
Table 1. Neural net models to evaluate application

رتبه	نوع	لایه مخفی۱	لایه مخفی۲	خطای آموزش	خطای اعتبارسنجی	خطای آزمایش
۱	RBF	٤	–	۳٤/٦۷٤	۳۸/٦۰٤	٤۹/۳۷۳
۲	Linear	-	-	۳۵/٤٦۰	۳۸/۷۷٦	۳٦/۰۸۲
۳	GRNN	٤۵	۵	۳۲/۵۷۳	٤۱/۲۳۱	۹٤/٦۱۲
٤	GRNN	٤۵	۵	۳۱/۰۸۰	٤۱/۳۳۰	۹٦/۰۲۸
۵	GRNN	٤۵	۵	۳۳/۳۵۸	٤۱/۷۸۸	۹۳/۷۲۰
٦	RBF	۳	-	۳۸/۸۹۹	٤٤/۹۰۸	٤۱/٤۷۷
۷	MLP	۲۵	-	۵٤/۱۱۹	٦۳/۳٦۷	۷۰/۳۲۹
۸	RBF	۲	-	۸۰/۷۷۹	۷۱/۹۵۹	۹۹/٤۵۸
۹	MLP	۱۳	-	۱۵۵/۵۷۱	۱۵۵/۵۲٦	۲۳۰/۹۹۰
۱۰	MLP	۲۵	-	۳٦٤/۷۸۷	۳٤۹/۵۷۳	۵۱۸/۷٦۳

جدول۲- تجزیه و تحلیل خطا در مدل شبکه عصبی تابع پایه شعاعی

Table 2. Error analysis for RBF neural net model

پارامترها	افشانک۱	افشانک۲	افشانک۳	افشانک٤
میانگین (Min)	۱۰٦٦/۰	۱۰۷۷/۱۱	۱۰۵۱/۹۷	۱۰٦۹/٦۳
انحراف معیار(SD)	۳۰۵/۹۲	۳۱۹/٦۰	۳۲۱/۸۸	۳۲۱/۷۰
میانگین خطا (Error Min)	–۷/٤٦	–۳۵/۹٤	۱۱/۱۱	–۲۲/۵۵
خطای انحراف معیار(SD error)	۵۱/۱۵	۵۱/٦۷	۳۹/۷۷	۳۷/۹۸
میانگین خطای مطلق (Absolute Error mean)	۳۸/۹٤	٤۵/۲۱	۳٤/۰۲	۳٦/۱٦
نسبت انحراف معیار (SD ratio)	۰/۱۷	۰/۱٦	۰/۱۲	۰/۱۲
همبستگی (Correlation)	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۹



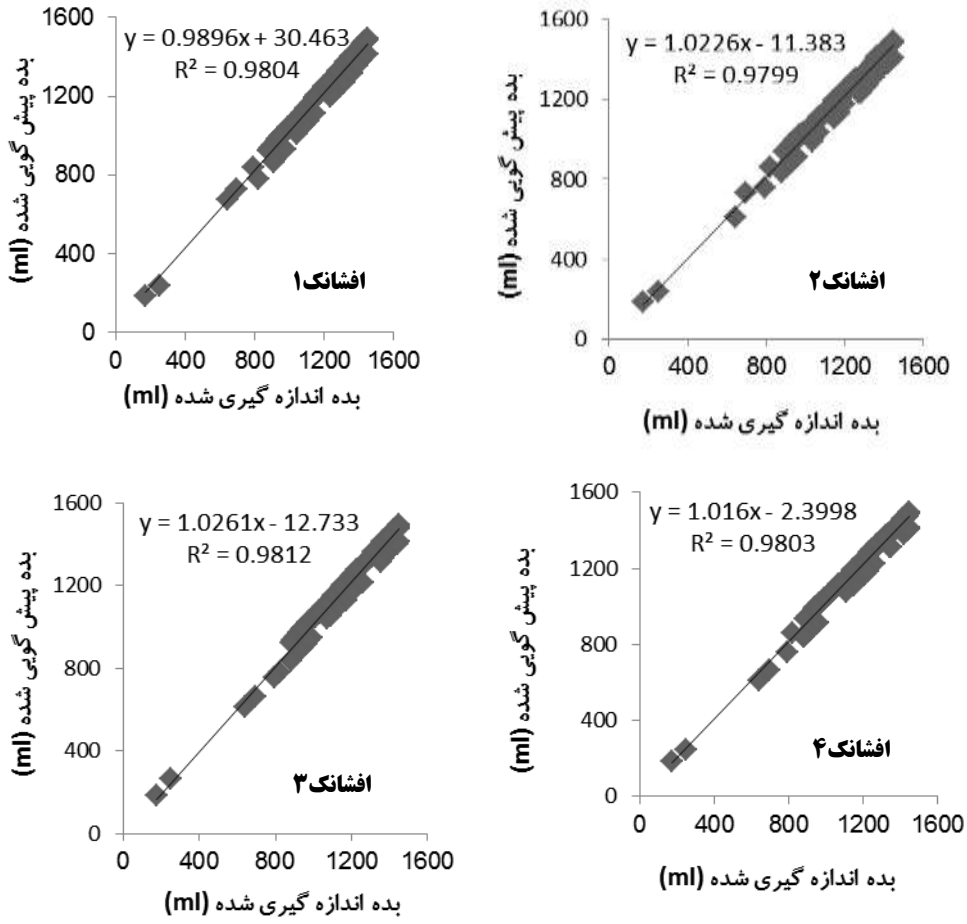
شکل۳- مقایسه بده اندازه گیری شده و پیش گویی شده با شبکه عصبی مصنوعی

Fig 3. Comparison of measured and estimated flow by artificial network

عملکرد مدل های آماری در پیش گویی بده خروجی سامانه پاشش نرخ متغیر سم

همبستگی مقادیر بده اندازه گیری شده و پیش گویی شده سمپاش با استفاده از تجزیه و تحلیل آماری در شکل٤ نشان داده شده است. مطابق این شکل، همبستگی یاد شده برای هر چهار افشانک برابر بود با ۰/۹۸۰، ۰/۹۷۹، ۰/۹۸۱ و ۰/۹۸۰. هم چنین میانگین ضریب تغییرات[1] در هر دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و آماری برای تک تک افشانک ها در جدول۳ نشان داده شده است.

1. Coefficient of Variation (CV)



شکل٤- مقایسه بده اندازه گیری شده و پیش گویی شده با استفاده از مدل های آماری

Fig 4. Comparison of measured and esrimated flow by statistical analysis

جدول۳- میانگین ضریب تغییرات افشانک ها (٪)

Table 3. The average of CV for nozzles (%)

شماره افشانک	مدل شبکه عصبی مصنوعی	مدل آماری
۱	۱۷/۹۷	۱۸/۷٤
۲	۱۹/۷۰	۱۹/۹۸
۳	۱۹/۰۲	۱۸/۵۷
٤	۱۹/۱۵	۱۸/۹۱
میانگین	**۱۸/۹٦**	**۱۹/۰۵**

بر اساس مقادیر جدول۳ میانگین ضریب تغییرات با استفاده از مدل های عصبی و آماری به ترتیب برابر با ۱۸/۹۶ درصد و ۱۹/۰۵ درصد به دست آمد. بنابراین پراکندگی داده ها در پیش گویی صورت گرفته توسط مدل شبکه عصبی مصنوعی کمتر از مدل آماری بود. مقایسه شکل های ۳ و٤ نشان می دهد که ضریب همبستگی میان بده اندازه گیری شده با پیش گویی شده برای تمام افشانک ها در مدل شبکه عصبی مصنوعی بالاتر از مدل آماری به دست آمد. Ulson et al., 2000 نتایج مشابهی به دست آوردند.

بنابراین با توجه به نتایج حاصل از ضریب همبستگی و ضریب تغییرات هر دو مدل و همبستگی بالاتر مدل شبکه عصبی مصنوعی و کمتربودن ضریب تغییرات آن می توان دریافت که مدل شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل آماری روش دقیق تری برای پیش گویی بده خروجی در سمپاش زراعی نرخ متغیر است.

نتیجه گیری

به منظور ارزیابی عملکرد یک سمپاش زراعی نرخ متغیر، از روش شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد و نتایج آن با نتایج مدل آماری مقایسه شد. نتایج این پژوهش نشان داد که در بین ۷۲۷ مدل عصبی آزمایش شده، مدل تابع پایه شعاعی با یک لایه ورودی، ٤ لایه پنهان و٤ لایه خروجی با داشتن حداقل خطای اعتبارسنجی به عنوان مناسب ترین شبکه برای مدل سازی بده خروجی سمپاش نرخ متغیر شناسایی شد.

بر اساس نتایج، روش شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل آماری با داشتن همبستگی بالاتر و ضریب تغییرات کمتر روش دقیق تری برای ارزیابی عملکرد و پیش گویی بده خروجی و در نهایت اعمال دقیق تر پاشش بر اساس تغییرپذیری های مکانی سم و کود در مزارع است. از همین رو، این روش می تواند جایگزین مناسبی برای مدل های آماری در پیش گویی بده خروجی سمپاش های نرخ متغیرباشد.

References

1.Bagheri, N. Ahmadi, H. Alavipanah, S.K. Omid, M. and Gerami, K. 2013a. A Map-based system for variable rate liquid nitrogen fertilizer application. Journal of Agricultural Engineering Research 13(4): 97-108. (in Farsi)

2.Bagheri, N. Ahmadi, H. Alavipanah, S.K. Omid. 2013b. Multispectral remote sensing for site-specific nitrogen fertilizer management. Brazilian Journal of Agricultural research. 48(10)-1394-1401.

3.Bennur, P.J. and Taylor, R.K. 2009. Response time evaluation of real-time sensor based variable rate technology equipment. ASABE annual international meeting sponsored by ASABE, Reno, Nevada.

4.Bora, G.C. Schrock, M.D. Oard, D.L. Grimm, J.J. Kolb, T.C. and Hggins, J.J. 2005. Reliability tests of pulse width modulation (PWM) valves for flow rate control of anhydrous ammonia. Applied Engineering in Agriculture, 21(6): 955-960.

5.Carrara, M. Comparetti, A. Febo, P. and Orlando, S. 2004. Spatially variable rate herbicide application on durum wheat in Sicily. Biosystems Engineering. 87(4): 387-392.

6.Gao. G. Zhou. H. Niu. X. and Fang, Z. 2013. Research on intelligent decision-making system of variable spraying for mobile robot in green house. Applied Mechanics and Materials. 241-244: 1835-1838.

7.He, B. Oki, T. Sun, F. Komori, D. Kanae, Sh. Wang, Y. Kim, H. and Yamazaki, D. 2011. Estimating monthly total nitrogen concentration in streams by using artificial neural network. Journal of Environmental Management. 92(1): 172-177.

8.Kasabov, N. K. 1996. Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering. Cambridge, Mass. The MIT Press.

9.Kim, Y.J. Kim, H.J. Ryu, K.H. and Rhee, J.Y. 2008. Fertiliser application performance of a variable-rate pneumatic granular applicator for rice production. Journal of Biosystems Engineering,100: 498-510.

10.Kustrin, A.S. and Beresford, R. 2000. Basic concepts of artificial neural network (ANN) modeling and its application in pharmaceutical research. Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis. 22(5): 717–727.

11.Moshou, D. Deprez, K. and Ramon, H. 2004. Prediction of spreading processes using a supervised Self-Organizing Map. Mathematics and Computers in Simulation 65: 77–85.

12.Payne, R.D. Rebis, R.E. and Moran, A.L. 1993. Spray forming quality predictions via neural networks. Journal of Materials Engineering and Performance. 2(5): 693-702.

13.Plumb, A.P. Rowe, R.C. York, P. and Brown, M. 2005. Optimisation of the predictive ability of artificial neural network (ANN) models: A comparison of three ANN programs and four classes of training algorithm. European Journal of Pharmaceutical Sciences. 25: 395–405.

14.Pokrajac, D. and Obradovic, Z. 2001. A neural network-based method for site-specific fertilization recommendation. ASAE Annual Meeting .Paper number 013111.

15.Schrock, M.D. Grimm, J.J. Oard, D.L. Taylor, R.K. Kolb, T.C. and Anderson, J.D. 2001. Performance of

a multipoint pulse-width modulation metering system for ammonia. Transactions of the ASAE, 44(2): 211-216.

16.Ulson, J.A.C. Silva, I.N.D. Benez, S.H. and Boas, R.L.V. 2000. Modeling and identification of fertility maps using artificial neural networks. 2000 IEEE Internacional Conference on Systems, Man and Cybernetics. Nashville, USA.

17.Ulson, J.A.C. Benez, S.H. Silva, I.N.D. and Souza ,A.N.D. 2002. Inferential neural system to control the fluid fertilizer application. 15th Triennial World Congress, Barcelona, Spain.

18.Witten, I. H. and Frank, E. 2000. Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java Implementations. San Diego, Cal: Academic Press.

19.Yang, C.C. Prasher, S.O. Landry, J.A. and Ramaswamy, H.S. 2003. Development of an herbicide application map using artificial neural networks and fuzzy logic. Agricultural Systems. 76: 561–574.

Vol.5 , No.3 , Autumn 2016

مجله مهندسی زیست سامانه

Journal of Biosystems Engineering

Evaluating a variable rate sprayer performance by artificial neural networks

Nikrooz Bagheri, **Nazilla Tarabi, Afshin evani**

Assiatant Profesor, Agricultural Engineering Research Institute

MS.c in Mechanics of Agricultural Machinery, University of Tehran

Assiatant Profesor, Agricultural Engineering Research Institute

Abstract

To evaluate the application of a variable rate sprayer, artificial neural network (ANN) was used. Data were collected from field experiments. To model the output flow of nozzles, 727 nets were tested by 4 neural network models include linear, MLP, RBF and GRNN. For each nozzle 45, 22 and 23 data were used for train, verification and test, respectively. Among tested models, RBF model with one input, 4 hidden and one output layers was selected as the best model. To investigate the capability of ANN for prediction of sprayer flow, this model was compared by statistical model. According to the results, average value of R^2 for statistical model was 0.980, 0.979, 0.981 and 0.980 and for ANN was 0.994, 0.988, 0.997 and 0.990, respectively. Also, averages CV for statistical and neural network models were 18.96% and 19.05%, respectively. Totally, results indicated that ANN model is more accurate than statistical model for prediction of sprayer flow in variable rate spraying.

Keywords: Artificial neural networks, Precision agriculture, Statistical models, Variable rate spraying.