پیش بینی بده خروجی سمپاش زراعی نرخ متغیر با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

نیکروز باقری*[۱]، افشین ایوانی[۲]

۱-پژوهشگر، مؤسسه تحقیقات فنی و مهندسی کشاورزی، n.bagheri@areo.ir

۲- استادیار پژوهشی مؤسسه تحقیقات فنی و مهندسی کشاورزی

چکیده

به منظور پیش بینی بده خروجی یک سمپاش زراعی نرخ متغیر، از روش شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. 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 ۴۵، ۲۲ و ۲۳ داده به ترتیب برای آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش استفاده شدند. بر اساس مقایسه نتایج مدل ها، مدل تابع پایه شعاعی با یک لایه ورودی، ۴ لایه پنهان و ۴ لایه خروجی با حداقل خطا به عنوان بهترین مدل انتخاب شد. هم چنین براساس نتایج، میانگین مقادیر R^2 افشانک ها در مدل عصبی مصنوعی برابر با ۰/۹۹۴۲، ۰/۹۸۷۹، ۰/۹۹۶۹ و ۰/۹۹۰ به دست آمد. هم چنین میانگین ضریب تغییرات برابر با ۱۸/۹۶٪ بود. به طور کلی نتایج به دست آمده نشان داد، که مدل عصبی مصنوعی روش دقیقی برای پیش گویی بده سمپاش بر اساس تغییرپذیری های مکانی سم در مزارع است.

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

مقدمه

در حال حاضر توزیع کود و سم در مزارع کشور از طریق پاشش یکنواخت آنها صورت می گیرد که این امر معمولاً منجر به کم پاشی و یا بیش پاشی سم و کود گشته و مضرات 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 توزیع شود. از همین رو 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 Carrara *et* (Schrock *et al*., 2001; *al*., 2004; Bora *et al*., 2005; Kim *et al*., 2008; Bennur & Taylor, 2009). از جمله ویژگی هایی که موجب تمایز انواع مختلف این سامانه ها می شود، عملکرد آنهاست. ارزیابی عملکرد این سامانه ها معمولاً با استفاده از روش های آماری و آزمایشگاهی انجام شده که معمولا دارای دقت کمی بوده و مستلزم صرف وقت زیادی است. این در

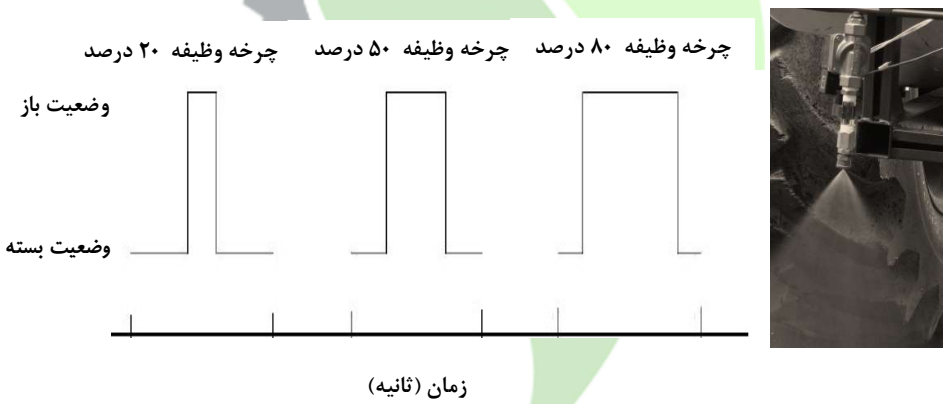
حالی است که روش شبکه عصبی مصنوعی[1] از جمله روش های مورد استفاده در حل مسائل مهندسی بوده که می تواند در پیش بینی و مدل سازی این فرایندها به کار رود. این روش بر خلاف روش های آماری، بدون نیاز به یافتن قوانین ریاضی حاکم بر پارامترهای ورودی و خروجی برای پیش بینی خروجی به ویژه در فرایندهای پیچیده (Plumb *et al*., 2005; Kustrin and Beresford, 2000) و رفتارهای غیرخطی (He *et al*., 2011)، مدلسازی های مفهومی و سیستم 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 نرخ جریان در سامانه های نرخ متغیر به کار رود. در پژوهشی از روش شبکه عصبی برای پیش گویی بده خروجی سمپاش بر اساس تغییر در ورودی ها و مدل کردن همبستگی بین پارامترهای ورودی و مقدار مطلوب استفاده شد (payne *et al*., 1993). پژوهشگران از روش شبکه عصبی چندلایه ای پرسپترون[2] برای تعیین و کنترل نرخ متغیر کود استفاده کردند. نتایج نشان داد که سیستم طراحی شده دارای دقت، سرعت، پایداری کافی و هزینه کم می باشد (Ulson *et al*., 2000). در سال ۲۰۰۱ یک سیستم تصمیم گیری مبتنی بر شبکه عصبی در پاشش خاص- مکانی کود مورد استفاده قرار گرفت. میزان محصول به عنوان تابعی از عوامل قابل کنترل مانند مقدار آب آبیاری و عوامل غیر قابل کنترل مانند شیب و انحنا زمین در نظر گرفته شد و رابطه بین این مقادیر به دست آمده و مقادیر مربوطه بهینه سازی شدند (Pokrajac and Obradivi, 2001). در یک پژوهش دیگر، برای کنترل جریان نرخ متغیر کودپاش از الگوی چندلایه شبکه عصبی استفاده شد. 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 سیستم کنترلی سریع، با ثبات و کم هزینه برای کشاورزی دقیق به کار رود (Ulson *et al*., 2002). در پژوهش محققان برای ارزیابی یک سیستم پاشش دقیق علف کش از شبکه عصبی و منطق فازی استفاده شد. در این سیستم از شبکه عصبی برای ارزیابی صحت داده های پردازش تصویر و از سیستم شبیه سازی منطق فازی برای کنترل تغییرات نرخ پاشش سم استفاده شد و نتایج رضایت بخشی به دست آمد (Yang *et al*., 2003). هم چنین از روش شبکه عصبی برای پیش بینی الگوی پاشش یک کود پخش کن خاص-مکانی استفاده شد (Moshou *et al*., 2004). یک سیستم تصمیم گیری هوشمند بر اساس روش های فازی-عصبی برای پاشش نرخ متغیر سم در روبات های سیار طراحی شد. نتایج این تحقیق نشان داد که روش تصمیم گیری عصبی، قادر به فراهم کردن تصمیمات همزمان و سریع بوده و صحت آن از سیستم های تصمیم گیری فازی بیشتر و برای کاربرد در محیط های طبیعی مناسب تر است (Gao *et al*., 2013).

با توجه به ضرورت ارزیابی عملکرد سامانه های پاشش نرخ متغیر و توانایی شبکه عصبی مصنوعی در مدل سازی و پیش گویی، هدف اصلی از این پژوهش، پیش بینی بده خروجی یک سمپاش زراعی نرخ متغیر با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی است.

1. Artificial Neural Net (ANN)
2. Multilayer Perceptron (MLP)

مواد و روش ها

سمپاش مورد استفاده در این پژوهش، یک سمپاش بوم دار نرخ متغیر نقشه–مبنا بود. اجزاء اصلی این سامانه عبارتند از: شیرهای سلونوئیدیT-GK با فشار۴۰اتمسفر، ولتاژ ۱۲ولت DC و بسامد ۲۵هرتز، حسگر جریان توربینی دیجیتالی (Remag Version 2000) با دقت سه درصد و ۴۶۰۰ پالس بر لیتر در فشار ۲۵ بار، ماژولGPSمدل NEO-DK با دقت ۲/۵ متر، بورد کنترل، مدار توان و منبع تغذیه. یک نرم افزار برای برقراری ارتباط کارور با بخش های الکترونیکی و مکانیکی طراحی و به زبان برنامه نویسی Visual Basic6 نوشته شد. این برنامه قادر به: دریافت اطلاعات آنلاینGPS، دریافت مقدار بده مطلوب از نقشه، مقایسه مختصات آنلاین سمپاش با مختصات نقشه، دستور اعمال پاشش به سیستم کنترل، دریافت اطلاعات آنلاین بده خروجی افشانک ها و مقایسه با بده مطلوب و در نهایت اعمال کنترل حلقه بسته بود. سیستم 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[3] کنترل شد. در این روش با استفاده از تغییر عرض پالس (چرخه وظیفه)، یک سیگنال موج مربعی برای سلونوئید شیرها تأمین گردید. چرخه وظیفه نسبت عرض پالس تولید شده به کل عرض پالس می باشد (Bagheri *et al*., 2013). در شکل۱– نمایی از شیرسلونوئیدی و حسگر و نحوه عمل چرخه وظیفه نشان داده شده است.

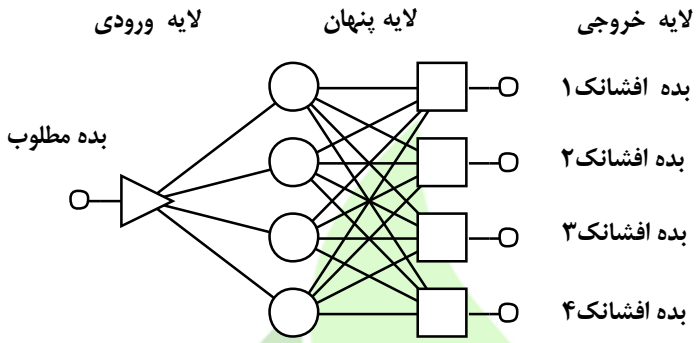


شکل ۱. نمایی از شیرسلونوئیدی و حسگر و نحوه عملکرد چرخه وظیفه نسبت به زمان

جهت پیش گویی بده سامانه نرخ متغیر از روش شبکه عصبی مصنوعی، استفاده شد. مدل سازی عصبی با استفاده از نرم افزار MAtlab (The Mathworks, Inc., Natick, Mass) صورت گرفت. به همین منظور،۷۲۷ مدل شبکه عصبی در قالب چهار مدل خطی، پرسپترون چندلایه(MLP) ، تابع پایه شعاعی[4] (RBF) و رگرسیون تعمیم یافته[5] (GRNN) آزمون شدند. از میان ۹۰

3.Pulse Wide Modulation (PWM)
4.Radial Basis Function (RBF)

داده برای هر افشانک و بده مطلوب به ترتیب ۴۵، ۲۲ و ۲۳ نمونه برای آموزش، اعتبارسنجی[۶] و آزمایش استفاده شدند. پس از آزمایش، مدل های با حداقل خطا، به عنوان بهترین شبکه انتخاب شدند. در شکل۲- ساختار شبکه عصبی مصنوعی به کار رفته برای ارزیابی سمپاش نرخ متغیر، نشان داده شده است.



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

نتایج و بحث

ارزیابی 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.

جدول۱. مدل های شبکه عصبی مناسب برای ارزیابی عملکرد پاشش سمپاش زراعی نرخ متغیر

رتبه	نوع	لایه مخفی۱	لایه مخفی۲	خطای آموزش	خطای اعتبارسنجی	خطای آزمایش
۱	RBF	۴	–	۳۴/۶۷۴	۳۸/۶۰۴	۴۹/۳۷۳
۲	Linear	-	-	۳۵/۴۶۰	۳۸/۷۷۶	۳۶/۰۸۲
۳	GRNN	۴۵	۵	۳۲/۵۷۳	۴۱/۲۳۱	۹۴/۶۱۲
۴	GRNN	۴۵	۵	۳۱/۰۸۰	۴۱/۳۳۰	۹۶/۰۲۸
۵	GRNN	۴۵	۵	۳۳/۳۵۸	۴۱/۷۸۸	۹۳/۷۲۰
۶	RBF	۳	-	۳۸/۸۹۹	۴۴/۹۰۸	۴۱/۴۷۷
۷	MLP	۲۵	-	۵۴/۱۱۹	۶۳/۳۶۷	۷۰/۳۲۹
۸	RBF	۲	-	۸۰/۷۷۹	۷۱/۹۵۹	۹۹/۴۵۸
۹	MLP	۱۳	-	۱۵۵/۵۷۱	۱۵۵/۵۲۶	۲۳۰/۹۹۰
۱۰	MLP	۲۵	-	۳۶۴/۷۸۷	۳۴۹/۵۷۳	۵۱۸/۷۶۳

5.Generalized Regression Neural Networks (GRNN)
6.Verification

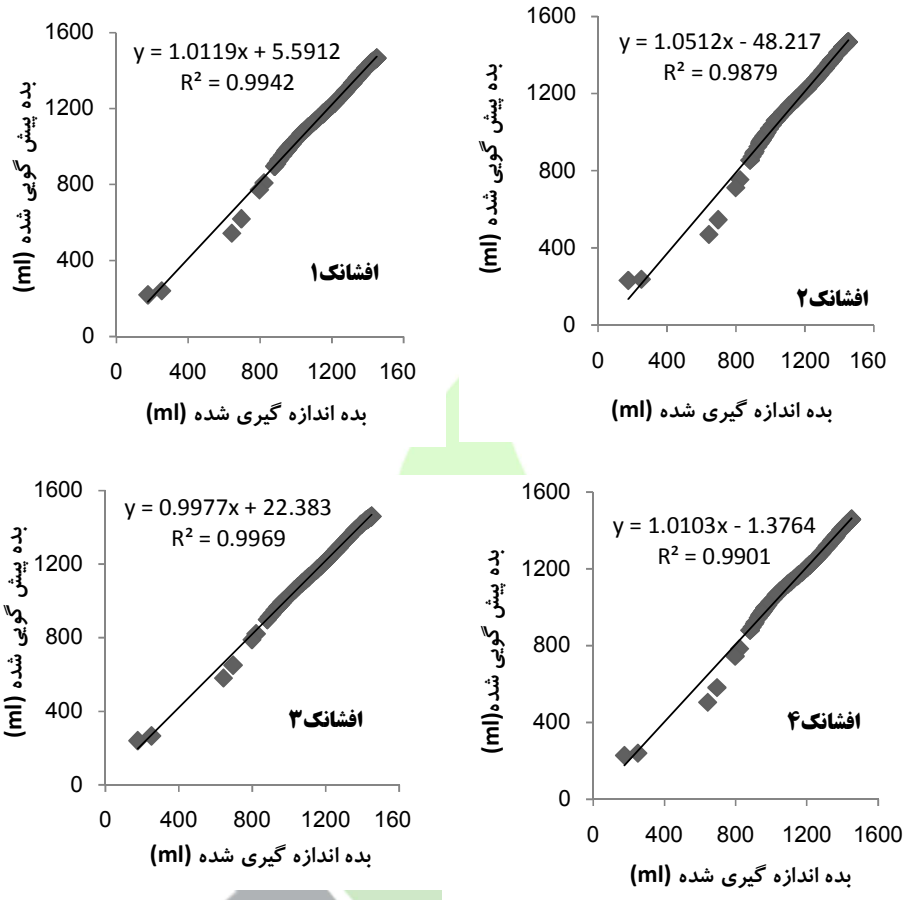
مدل تابع پایه شعاعی در مقایسه با مدل های دیگر با توجه به کمتر بودن مقدار خطای اعتبارسنجی و کارایی شبکه به عنوان بهترین مدل شناسایی شد. نسبت رگرسیون برای این مدل ۰/۱۹۸ و همبستگی آن ۰/۹۸ به دست آمد. میانگین مربعات خطا[۷]کل برای آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش مدل به ترتیب برابر با ۳۴/۷، ۳۸/۶ و ۴۹/۴ بود. نتایج 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.

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

پارامترها	افشانک۱	افشانک۲	افشانک۳	افشانک۴
میانگین	۱۰۶۶/۰	۱۰۷۷/۱۱	۱۰۵۱/۹۷	۱۰۶۹/۶۳
انحراف معیار	۳۰۵/۹۲	۳۱۹/۶۰	۳۲۱/۸۸	۳۲۱/۷۰
میانگین خطا	–۷/۴۶	–۳۵/۹۴	۱۱/۱۱	–۲۲/۵۵
خطا انحراف معیار	۵۱/۱۵	۵۱/۶۷	۳۹/۷۷	۳۷/۹۸
میانگین خطا مطلق	۳۸/۹۴	۴۵/۲۱	۳۴/۰۲	۳۶/۱۶
نسبت انحراف معیار	۰/۱۷	۰/۱۶	۰/۱۲	۰/۱۲
همبستگی	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۹

در شکل۳– مدل های رگرسیون خطی بده اندازه گیری شده و پیش گویی شده به وسیله شبکه عصبی مصنوعی برای هر چهار افشانک نشان داده شده است.

13.Root mean square error (RMSe)



شکل۳. مقایسه بده اندازه گیری شده و پیش گویی شده با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی

در شکل۳- همبستگی بین بده اندازه گیری شده و پیش گویی شده با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی مدل تابع پایه شعاعی برای افشانک های یک تا چهار به ترتیب برابر با ۰/۹۹۴، ۰/۹۸۸، ۰/۹۹۰ و ۰/۹۹۷ بود که حاکی از همبستگی بالایی بین داده ها بود.

ارزیابی ضریب تغییرات پاشش افشانک ها

میانگین ضریب تغییرات پاشش افشانک ها در جدول ۳- نشان داده شده است.

جدول۳- میانگین ضریب تغییرات (CV) افشانک ها (٪)

شماره	مدل عصبی مصنوعی
افشانک۱	۱۷/۹۷
افشانک۲	۱۹/۷۰
افشانک۳	۱۹/۰۲
افشانک۴	۱۹/۱۵
میانگین	۱۸/۹۶

بر اساس جدول۳- میانگین ضریب تغییرات با استفاده از مدل عصبی برابر با ۱۸/۹۶٪ به دست آمد. بنابراین پراکندگی داده ها در پیش گویی صورت گرفته توسط مدل عصبی مصنوعی قابل قبول بود. هم چنین ضریب همبستگی میان بده اندازه گیری شده با بده پیش گویی شده برای تمام افشانک ها بسیار بالا بود. Ulson و همکاران نتایج مشابهی به دست آوردند (Ulson *et al.*, 2002).

بنابراین با توجه به نتایج حاصل از ضریب همبستگی و ضریب تغییرات مدل عصبی مصنوعی درمی یابیم که مدل عصبی مصنوعی روش دقیق و مناسبی برای پیش گویی بده خروجی در سمپاش زراعی نرخ متغیر است. هم چنین با توجه به دقت بالای به دست آمده توسط این روش و همبستگی بالای بده خروجی سمپاش با بده مطلوب، می توان حسگرهای جریان موجود در سیستم کنترل را از سامانه حذف نمود. بدیهی است حذف این حسگرها موجب کاهش پیچیدگی سامانه کنترل، کاهش هزینه های ساخت سامانه و در نهایت افزایش تقاضا برای کاربرد آن می شود.

نتیجه گیری

به منظور ارزیابی عملکرد یک سمپاش زراعی نرخ متغیر، از روش شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. نتایج این پژوهش نشان داد که در بین ۷۲۷ مدل عصبی آزمایش شده، مدل تابع پایه شعاعی با یک لایه ورودی، ۴ لایه پنهان و ۴ لایه خروجی با به دست آوردن حداقل خطای اعتبارسنجی به عنوان مناسب ترین شبکه برای مدلسازی بده خروجی سمپاش نرخ متغیر شناسایی شد.

میانگین مقادیر R^2 افشانک ها در مدل عصبی مصنوعی برابر با ۰/۹۹۴۲، ۰/۹۸۷۹، ۰/۹۹۶۹ و ۰/۹۹۰ به دست آمد. هم چنین میانگین ضریب تغییرات با استفاده از این مدل برابر با ۱۸/۹۶٪ بود.

بنابراین بر اساس نتایج، روش شبکه عصبی مصنوعی روشی دقیق برای پیش گویی بده خروجی و در نهایت اعمال دقیق نرخ پاشش بر اساس تغییرپذیری های مکانی سم و کود در مزارع است. هم چنین با توجه به دقت بالای این مدل در پیش گویی بده خروجی سمپاش ها، نیاز به حسگرهای بده در سامانه کنترل رفع شده که این امر ضمن کاهش هزینه های ساخت

سامانه های نرخ متغیر موجب کاهش پیچیدگی و افزایش تمایل بهره برداران به استفاده از این سامانه ها در عرصه تولید محصولات کشاورزی می شود.

منابع

1- Bagheri, N., H. Ahmadi., S.K. Alavipanah., M. Omid., and . Gerami. 2013. A Map-based syste for variable rate liquid nitrogen fertilizer applicat . Journal of Agricultural Engineering Research 13(4): 97-108.
2- Bennur, P.J. and R.K. Tay . 2009. Response time evaluation of real-time sensor based variable rate technology equipment. ASABE annual international meeting sponsored by ASABE, Reno, Nevada.
3- Bora, G.C. M.D. Schrock., D.L. Oar ., J.J. Grimm., T.C. Kolb., and J.J. Hggins. 2005. Reliability tests of pulse width modulation (PWM) valves for flow rate control of anhydrous ammonia. Applied Engineering in Agriculture 21(6): 955-960.
4- Carrara, M., A. Comparetti., P. Febo., and S. Orlando. 2004. Spatially variable rate herbicide application on durum wheat in Sicily. Biosystems Engineering 87(4): 387-392.
5- Gao, G., H. Zhou., X. Niu., and Z. Fang. 2013. Research on intelligent decision-making system of variable spraying for mobile robot in green house. Applied Mechanics and Materials 241-244: 1835-1838.
6- He, B., T. Oki., F. Sun., D. Komori., Sh. Kanae., Y. Wang., H. Kim., and D. Yamazaki. 2011. Estimating monthly total nitrogen concentration in streams by using artificial neural network. Journal of Environmental Management 92(1): 172-177.
7- Kasabov, N. K. 1996. Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering. Cambridge, Mass. The MIT Press.
8- Kim, Y.J., H.J. Kim., K.H. Ryu., and J.Y. Rhee. 2008. Fertiliser application performance of a variable-rate pneumatic granular applicator for rice production. Journal of Biosystems Engineering 100: 498-510.
9- Kustrin, A.S., and R. Beresford. 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.
10- Moshou, D., K. Deprez., and H. Ramon. 2004. Prediction of spreading processes using a supervised Self-Organizing Map. Mathematics and Computers in Simulation 65: 77–85.
11- Payne, R.D., R.E. Rebis., and A.L. Moran. 1993. Spray forming quality predi via neural networks. Journal of Materials Engineering and Performance 2(5): 693-702.
12- Plumb, A.P., R.C. Rowe., P. York., and . Brown. 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.
13- Pokrajac, D., and Z. Obradovic. 2001. A neural network-based metho for site-specific fertilization recommendati . ASAE Annual Meeting .Paper number 013111.
14- Schrock, M.D., J.J. Grimm., D.L. Oar ., R.k. Taylor., T.C. Kolb., and J.D. Anderson. 2001. Performance of a multipoint pulse-width modulation metering system for ammonia. Transactions of the ASAE 44(2): 211-216.
15- Ulson, J.A.C., I.N.D. Silva., Sh. Benez., and R.L.V. Boas. 2000. Modeling and identification of fertility maps using artificial neural networks. 2000 IEEE Internacional Conference on Systems, Man and Cybernetics. Nashville, USA.
16- Ulson, J.A.C., Sh. Benez., I.N.D. Silva., and A.N.D. Souza. 2002. Inferential neural system to control the fluid fertilizer appli . 15th Triennial World Congress, Barcelona, Spain.
17- Witten, I. H., and E. Frank. 2000. Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java Implementations. San Diego, Cal: Academic Press.
18- Yang, C.C., S.O. Prasher., J.A. Landry., and H.S. Ramaswamy. 2003. Development of an herbicide application map using artificial neural networks and fuzzy logic. Agricultural Systems 76: 561–574.

Predicting flow of a variable rate boom sprayer by artificial neural network

Nikrooz Bagheri[1*], Afshin Eyvani[2]

1. Researcher, Agricultural Engineering Research Institute
*n.bagheri@areo.ir
2. Assistant Professor, Agricultural Engineering Research Institute

Abstract

To predict the flow of a variable rate sprayer, artificial neural net (ANN) was used. To model output flow of sprayer, 727 nets by 4 neural net models of linear, MLP, RBF and GRNN were tested. 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 by regression ratio of 0.198 and correlation of 0.98. Based on the results, average value of R^2 for four nozzles by ANN model was 0.9942, 0.9879, 0.9969 and 0.990, respectively. So, average CV for neural net model obtained 18.96%. In addition, results indicated that ANN is an accurate model in prediction of variable rate sprayer flow.

Keywords: Artificial neural net, Precision agriculture, Sprayer, Variable rate.