



کاربرد سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی برای پیش‌بینی عملکرد گندم بر اساس داده-

های انرژی

لیلا ندرلو^{۱*}، رضا علیمردانی^۲، محمود امید^۳، فریدون سرمیدیان^۳ و حسین جوادی کیا^۱

۱ گروه مهندسی مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشکده کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه رازی کرمانشاه

l.naderloo@razi.ac.ir

۲ گروه مهندسی ماشین‌های کشاورزی، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران

۳ گروه مهندسی علوم خاک، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران

چکیده

با توجه به اهداف کشاورزی پایدار، تعیین روابط بین انرژی‌های ورودی و خروجی می‌تواند مرحله مهمی در دستیابی به این اهداف باشد چرا که می‌تواند منجر به ارائه الگوی صحیح مصرف انرژی برای افزایش بهره‌وری انرژی شود. سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی (ANFIS) برای پیش‌بینی عملکرد دانه گندم آبی بر اساس ورودی‌های انرژی در شهر آبیگ استان قزوین استفاده شد. با توجه به تعداد زیاد ورودی‌ها (۸ ورودی) برای سیستم، از دو ANFIS مختلف با سه و پنج ورودی استفاده شد. ورودی‌های ANFIS۱ شامل انرژی‌های سوخت دیزل، کود و الکتریسیته و برای ANFIS۲ شامل انرژی‌های نیروی کارگری، ماشین‌ها، سم، آب برای آبیاری و بذر بودند. جهت ارزیابی و اعتبار سنجی مدل ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش مدل و ۳۰ درصد داده‌های آموزش ندیده برای آزمون مدل استفاده شدند. مقادیر میانگین مربعات خطا و ضریب تعیین برای ANFIS۱ به ترتیب ۰/۰۱۳ و ۰/۹۹۶ و برای ANFIS۲، ۰/۰۱۸ و ۰/۹۹۲ بودند. نتایج همچنین نشان داد که تأثیر مقدار ورودی‌های انرژی سوخت دیزل، کود و الکتریسیته که سهم بیشتری در انرژی مصرفی کل داشته‌اند، در پیش‌بینی نهایی عملکرد محصول بیشتر از دیگر ورودی‌های انرژی بوده است. در نهایت، مقادیر پیش‌بینی شده این دو ANFIS به عنوان ورودی برای ANFIS سوم استفاده شد. مقادیر میانگین مربعات خطا و ضریب تعیین در مرحله آموزش مدل ANFIS۳ به ترتیب $10^{-4} \times 1/6$ و ۰/۹۹۶ و برای مرحله آزمون ۰/۰۰۴ و ۰/۹۳۱ بدست آمد. بنابراین نتیجه نهایی نشان داد که ANFIS می‌تواند عملکرد دانه گندم را بر اساس ورودی‌های انرژی به خوبی پیش‌بینی کند.

واژه‌های کلیدی: انرژی، عصبی-فازی، عملکرد، گندم، معادل.



مقدمه

گندم یکی از محصولات استراتژیک در ایران است که مانند دیگر محصولات برای تولید آن انرژی مصرف می‌شود. مصرف انرژی در شکل‌های مختلف برای تولید در اقتصاد و توسعه هر کشوری ضروری است. به علت کاهش برخی منابع انرژی و تجدیدنپذیر بودن آنها، یافتن راه‌حلی برای کاهش مصرف انرژی در واحد تولید، برای دستیابی به توسعه پایدار و حفظ منابع جمعیت آینده ضروری است. بهره‌وری انرژی منجر به دستیابی به اهداف توسعه پایدار می‌شود. کاربرد مؤثر منابع انرژی در مسائل بهره‌وری و پایداری زندگی روستایی مهم است. بنابراین توجه به رابطه ورودی‌های انرژی و عملکرد با استفاده از روش‌های تابعی خیلی مهم است (Hatirli et al., 2006). در گذشته، از مدل‌های ریاضی برای دانستن روابط بین ورودی‌ها و خروجی‌های یک فرایند تولیدی استفاده می‌شد. اما این روش منطق کلاسیک نیاز به تعریف دقیق معادلات مدل ریاضی برای توصیف پدیده دارد (Singh and Gill, 2010; Serge, 2001). منطق فازی برای نمایش دانش ساده‌ای از فرایند تولید بر حسب قوانین اگر-آنگاه مطرح می‌شود (Kiralakis and Tsourveloudis, 2005). منطق فازی به ما اجازه می‌دهد که مسائل پیچیده و خوب تعریف نشده یا غیر ممکن را حل کنیم (Singh and Gill, 2010; Serge, 2001). شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN¹) به عنوان یکی دیگر از روش‌های هوش مصنوعی مطابق شبکه عصبی طبیعی مغز بشر کار می‌کند و برای حل مسائل غیر خطی بسیار مفید می‌باشد. عصبی فازی که ترکیب روش‌های شبکه عصبی و سیستم فازی است، مزایای هر دو روش را دارد (Buragohain & Mahanta, 2008; Azadeh et al., 2011; Metin et al., 2008). بر این اساس سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی (ANFIS²) یک روش مفید برای حل مسائل تخمینی است (Buragohain and Mahanta, 2008). این تکنیک بویژه در کاربردهای مهندسی که روش‌هایی کلاسیک برای استفاده ناموفق بوده یا بسیار پیچیده هستند، سودمند است (Cheng et al., 2002). برخی محققین روش ANFIS را در تحقیقات کشاورزی بکار برده‌اند. اکبرزاده و همکاران از ANFIS برای تخمین فرسایش خاک استفاده کردند (Akbarzadeh et al., 2009). تکنیک ANFIS برای مدل‌کردن عملکرد نیز بکار گرفته شده است (Arkhipov et al., 2008). ارزیابی کاربرد ANFIS برای کشف الگوی توزیع پیچیده ریشه تحت شرایط مزرعه‌ای توسط کروگر و همکاران انجام شد (Krueger et al., 2011). هدف این تحقیق ارزیابی کاربرد ANFIS برای پیش‌بینی عملکرد دانه گندم آبی در شهر آبیگ استان قزوین بر اساس ورودی‌های انرژی تحت شرایط مزرعه‌ای می‌باشد.

مواد و روش‌ها

۱- آماده‌سازی داده‌ها

¹ - Neural Networks

² - Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System



منطقه مورد مطالعه ۸۱۷۱ هکتار از مزارع گندم آبی در شهر آبیگ استان قزوین بود. اندازه نمونه با استفاده از فرمول کوکران ۷۰ بدست آمد. در نهایت اطلاعات لازم در مورد نهاده ها و عملکرد تولید محصول گندم آبی از طریق مصاحبه رو در رو با ۷۵ کشاورز و تکمیل پرسشنامه در ۱۹۳ قطعه مزرعه این کشاورزان با روش نمونه برداری تصادفی در طول فصل رشد ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۱ جمع آوری شد. معادل انرژی هر یک از ورودی ها و خروجی در تولید محصول در جدول ۱ ارائه شده است. ورودی‌ها شامل انرژی های کارگری، ماشین ها، الکتریسیته استفاده شده برای پمپ کردن آب برای آبیاری، سوخت دیزل، آب برای آبیاری، کود، سم و بذر بودند. منابع استفاده شده برای هر معادل انرژی نیز در جدول ۱ نشان داده شده است.

جدول ۱- ورودی ها و خروجی در سامانه تولید محصول و معادل انرژی آنها

منبع	هم ارز انرژی (MJ/unit)	ورودی- خروجی (واحد)
(Esengun et al. 2007b)	۱/۹۶	ورودی ها کارگری (h)
(Singh J.M. 2002)	۶۲/۷۰	ماشین ها (h)
(Ghorbani et al. 2011)	۳/۶	الکتریسیته (kWh)
(Singh J.M. 2002)	۵۶/۳۱	سوخت دیزل (L)
(Acaroglu 1998 , Singh S. et al. 1998)	۱/۰۲	آب برای آبیاری (m ^۳)
(Shrestha 1998)	۶۶/۱۴	نیترا (kg)
(Shrestha 1998)	۱۲/۴۴	فسفات (kg)
(Shrestha 1998)	۱۱/۱۵	پتاس (kg)
(Singh J.M. 2002)	۱۲۰	سموم (kg)
(Ozkan et al. 2004)	۱۴/۷	بذر گندم (kg)
(Ozkan et al. 2004)	۱۴/۷	خروجی ها گندم (kg)
(Ozkan et al. 2004)	۱۲/۵	کاه (kg)

برای محاسبه نسبت انرژی^۳ (کارایی مصرف انرژی^۴)، بهره وری انرژی^۵، انرژی ویژه^۶ و انرژی خالص^۷ از روابط زیر استفاده شد

:(Mandal et al., 2002; Mohammadi et al., 2010)

$$ER(EUE) = \frac{E_o (MJha^{-1})}{E_i (MJha^{-1})}$$

(۱)

^۳ - Energy Retio (ER)

^۴ - Energy Use Efficiency (EUE)

^۵ - Energy Productivity (EP)

^۶ - Specific Energy (SE)

^۷ - Net Energy Gain (NEG)

$$EP(kgMJ^{-1}) = \frac{Y(kgha^{-1})}{E_i(MJha^{-1})} \quad (2)$$

$$SE(MJkg^{-1}) = \frac{E_i(MJha^{-1})}{Y(kgha^{-1})}$$

(۳)

$$NE(MJha^{-1}) = E_o(MJha^{-1}) - E_i(MJha^{-1})$$

(۴)

که (EUE)ER نسبت انرژی (بدون بعد)، E_o و E_i به ترتیب انرژی خروجی و ورودی ($MJha^{-1}$)، EP بهره وری انرژی ($kgMj^{-1}$)، Y عملکرد محصول ($kggha^{-1}$)، SE انرژی ویژه ($MJkg^{-1}$) و NE انرژی خالص ($MJha^{-1}$) می باشد. برای افزایش دقت و سرعت مدل، داده ها طبق فرمول (۳-۱۶) بین صفر و یک نرمال شدند. (Sajikumar and Thandaveswara, 1999).

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (5)$$

۲- سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی (ANFIS)

اساس ANFIS روش مدل‌سازی فازی داده‌گرا است. این روش اجاره استخراج مدل از داده‌های ورودی و خروجی ارائه شده را به عنوان یک سیستم استنتاج فازی (FIS) می‌دهد (Zadeh, 1973; Krueger et al., 2011). این سیستم دارای سه جزء می‌باشد: توابع عضویت متغیرهای ورودی و خروجی، قوانین فازی و ویژگی‌های خروجی و نتایج سیستم (Krueger et al., 2011). روش استنتاج فازی تاکاگی- سوگنو در سال ۱۹۸۵ معرفی شد (Takagi and Sugeno, 1985) که برای یک سیستم با یک خروجی مانند عملکرد دانه گندم در این تحقیق استفاده می‌شود. این روش برای مدل‌سازی سیستم‌های غیر خطی مناسب می باشد. در این روش اولین مرحله، فازی کردن ورودی‌ها و سپس اجرای عملگر فازی است. توابع عضویت خروجی نیز خطی یا ثابت است (Azadeh et al., 2011).

کاربرد ANFIS اولین بار توسط جانگ (Jang, 1993) پیشنهاد شد. در این روش عصبی فازی، نتیجه قوانین فازی، ترکیبات خطی از شرط‌های مقدمه آنها است (Lin and Lee, 1996; Cheng et al., 2002). به عبارت دیگر، ANFIS یک ساختار شبکه عصبی پیش خور دارد که هر لایه جزئی از سیستم نروفازی است (Fahimifard et al., 2009). این سیستم توانایی یادگیری و تعمیم دادن از داده های آموزش را دارد (Krueger et al., 2011). نقطه قوت FIS توانایی اداره کردن مفاهیم زبانی و اجرای روابط غیرخطی بین ورودی ها و خروجی است (Serge, 2001). دو روش یادگیری در ANFIS برای مشخص کردن روابط بین ورودی-ها و خروجی جهت تعیین توزیع بهینه توابع عضویت استفاده می‌شود. این روش‌های یادگیری قابل انتخاب شامل پس خور و هیبرید است که سیستم هیبرید ترکیب روش‌های پس خور و حداقل مربعات است (Übeyli, 2008). در پس خور، الگوریتم



گرادیان نزولی پارامترهای مطلوب را به روز می کند (Buragohain and Mahanta, 2008). پارامترهای مرتبط با توابع عضویت از طریق فرایند یادگیری تغییر خواهند یافت. بردار گرادیان محاسبه این پارامترها را آسان می‌کند. هر موقع بردار گرادیان بدست می‌آید، یک فرایند بهینه‌سازی می‌تواند برای تنظیم پارامترها جهت کاهش خطا اجرا شود (Singh J. and Singh, 2008; Singh and Gill, 2010).

در این تحقیق، برای ایجاد سیستم استنتاج فازی با استفاده از ANFIS، از جعبه ابزار منطق فازی MATLAB استفاده شد (MATLAB, 2010). تعداد کل ورودی‌ها، هشت عدد بودند که شامل انرژی‌های کارگری، سوخت دیزل، الکتریسیته، آب برای آبیاری، ماشین، کود، سموم و بذر بودند. عملکرد دانه گندم نیز به عنوان خروجی مدل در نظر گرفته شد. اما هنگامی که تعداد ورودی‌ها در ANFIS بیشتر از ۵ باشد، به دلیل افزایش حجم محاسبات و تعداد قوانین و ...، سیستم قادر به تجزیه و تحلیل نخواهد بود. با توجه به اینکه هشت ورودی در این مدل سازی بکار گرفته شده است، در نتیجه باید ورودی‌ها را دسته بندی‌ها نمود. برای این منظور از میزان درصد سهم بودن هر ورودی در کل انرژی ورودی استفاده شد. بنابراین ورودی‌ها به دو دسته (سهم زیاد و سهم کم) تقسیم شدند و هر کدام جداگانه در یک شبکه ANFIS مورد استفاده قرار گرفتند و در نهایت خروجی این دو شبکه در شبکه ۳ ANFIS، برای مدل سازی عملکرد محصول مورد استفاده قرار گرفت.

در این مدل سازی، پنج تنظیم مهم و مؤثر در ساختار شبکه ANFIS تغییر داده شد تا بتوان بهترین تنظیم را برای بدست آوردن مؤثرترین مدل ANFIS بدست آورد و بهترین مدل با کمترین خطا انتخاب شود. این تنظیمات شامل تعداد توابع عضویت، نوع تابع عضویت (مثلثی، دوزنقه ای، زنگوله ای، گوسین و سیگموئید)، نوع تابع عضویت خروجی (ثابت یا خطی)، روش بهینه سازی (هیبرید یا پس انتشار) و تعداد اپک‌ها بودند. عملکرد مدل به کمک چند معیار آماری شامل میانگین مربعات خطا، ضریب تعیین و معنی-داری آن مورد ارزیابی قرار گرفت. این پارامترها میزان انطباق مقادیر پیش بینی شده را با مقادیر واقعی بررسی می نمایند. پس از بدست آوردن بهترین مدل، به منظور اعتبار سنجی، باید مدل را آزمون کرد. بدین جهت ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش سامانه استنتاج استفاده شدند و ۳۰ درصد داده‌های آموزش ندیده برای آزمون سامانه استنتاج باقی ماندند که در مرحله اعتبار سنجی از آنها استفاده گردید.

نتایج و بحث

برای مدل کردن الگوی مصرف انرژی در تولید گندم آبی در منطقه‌ای از شهرستان آبیگ استان قزوین، انرژی نهاده‌های سوخت، کود، الکتریسیته، ماشین، کارگری، سموم، آب برای آبیاری و بذر بر حسب مگاژول بر هکتار محاسبه گردید. جدول ۲ مقادیر انرژی نهاده‌ها و درصد هر یک از آنها نسبت به مجموع کل نهاده‌های انرژی و برخی از شاخص‌های انرژی را نشان می‌دهد. مطابق با نتایج جدول ۲ انرژی‌های کود، سوخت و الکتریسیته به ترتیب $1 MJha^{-1}$ ، $30.578/89$ ، $14.548/0.8$ و $13.667/76$ معادل $45/57$ ، $21/68$ و $20/37$ درصد از کل انرژی‌های ورودی را به خود اختصاص داده‌اند.

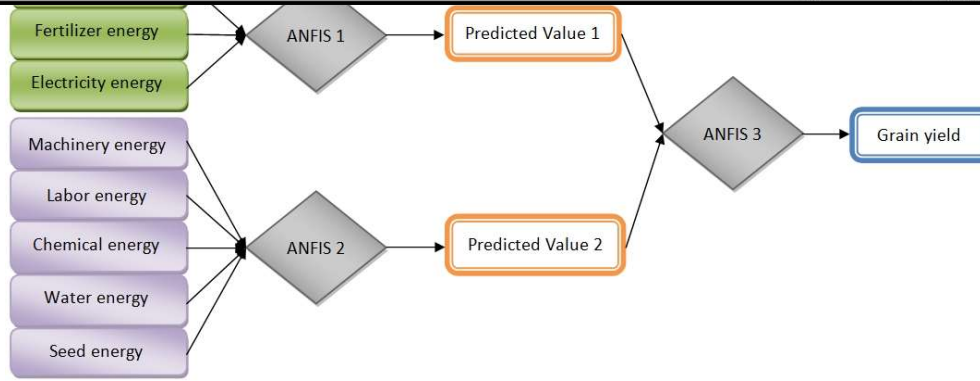


جدول ۲- مقادیر انرژی نهاده ها و درصد هر یک از آنها را نسبت به مجموع کل نهاده های انرژی

درصد (%)	مقدار	انرژی ورودی/خروجی ورودی ها ($MJha^{-1}$):
۱	۶۶۹/۸۷	کارگری
۲/۴۲	۱۶۲۳/۶۳	ماشین
۲۱/۶۸	۱۴۵۴۸/۰۸	دیزل
۴۵/۵۷	۳۰۵۷۸/۸۹	کود
۱/۵۵	۱۰۳۹/۲۸	سموم
۲/۷۵	۱۸۴۵/۷۰	آب آبیاری
۲۰/۳۷	۱۳۶۶۷/۷۶	الکتريسيته
۴/۶۶	۳۱۲۴/۳۲	بذر
۱۰۰	۶۷۰۹۷/۵۲	کل انرژی ورودی خروجی ها:
-	۵۹۵۱/۸۱	عملکرد محصول اصلی ($kg ha^{-1}$)
-	۳۲۸۷/۱۶	عملکرد محصول فرعی (کاه) ($kg ha^{-1}$)
-	۸۷۴۹۱/۶۱	انرژی محصول اصلی ($MJ ha^{-1}$)
-	۴۱۰۸۹/۴۵	انرژی محصول فرعی ($MJ ha^{-1}$)
-	۱/۹۲	نسبت انرژی، ER
-	۰/۱۳	بهره وری انرژی، EP ($kg MJ^{-1}$)
-	۷/۶۹	انرژی مخصوص، SE ($MJ kg^{-1}$)
-	۶۱۴۸۳/۵۴	انرژی خالص، NE ($MJ ha^{-1}$)

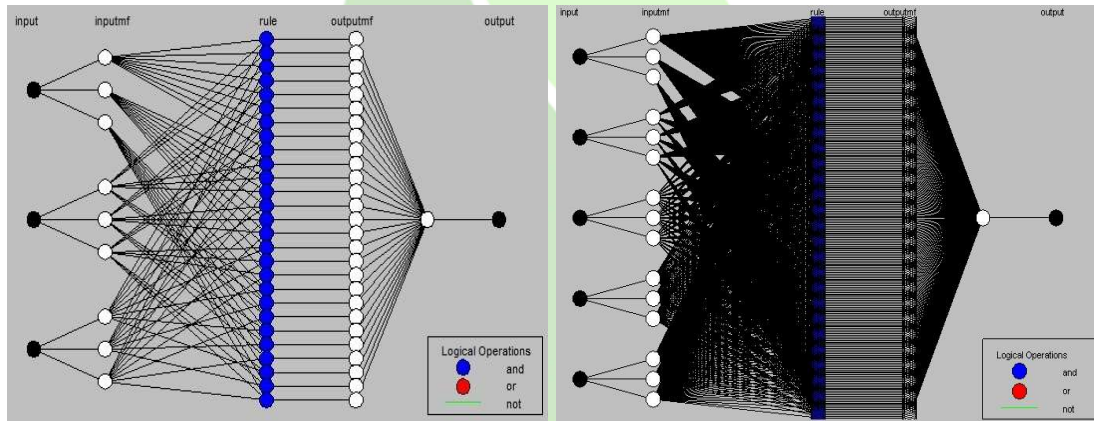
انرژی‌های نیروی کارگری، ماشین، سموم، آب برای آبیاری و بذر نیز به ترتیب ۶۶۹/۸۷، ۱۶۲۳/۶۳، ۱۰۳۹/۲۸، ۱۸۴۵/۷۰، ۳۱۲۴/۳۲ معادل ۱، ۲/۴۲، ۱/۵۵، ۲/۷۵ و ۴/۶۶ درصد از کل انرژی های ورودی به سیستم تولید محصول را به خود اختصاص داده اند.

شکل ۱ دیاگرام کلی پیش بینی عملکرد محصول را بر اساس ورودی‌های مختلف انرژی و دسته بندی ورودی‌ها را برای محصول گندم نشان می‌دهد که در آن انرژی‌های سوخت دیزل، کود و برق سهم بیشتری از کل انرژی‌های ورودی را داشتند و به عنوان ورودی‌های سامانه عصبی فازی اول (ANFIS۱) در نظر گرفته شدند. انرژی‌های ماشین، کارگری، سموم، آب و بذر به عنوان ورودی‌های سامانه عصبی فازی دوم (ANFIS۲) بکار رفتند. لازم به ذکر است که در این مدل خروجی مدل عصبی فازی سوم مقدار نرمال پیش بینی شده عملکرد می باشد.



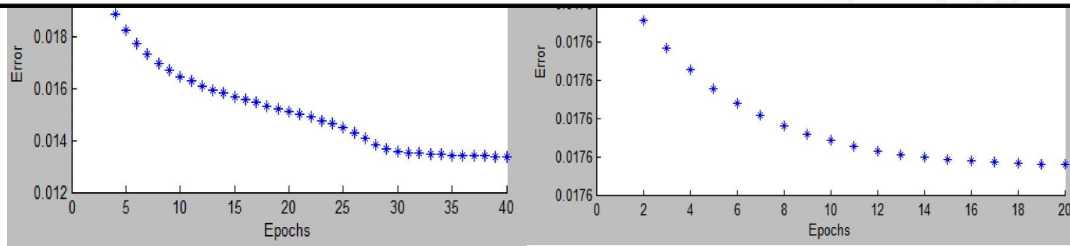
شکل ۱- نمودار کلی پیش بینی عملکرد محصول بر اساس ورودی‌های مختلف انرژی

در شکل ۲ ساختار بهترین شبکه بدست آمده برای ANFIS^۱ و ANFIS^۲ نشان داده شده است که تعداد قوانین و مجموعه‌های فازی هر ورودی و نحوه ارتباط آنها مشخص است. شکل ۳ رابطه بین خطای یادگیری شبکه و تعداد اپک‌ها را در دو ANFIS نشان می‌دهد و همانطور که مشاهده می‌شود با افزایش تعداد اپک خطا کاهش یافته تا جایی که دیگر ثابت شده است.



شکل ۲- ساختار شبکه ۱ ANFIS (سمت چپ) و ۲ ANFIS (سمت راست)

بعد از بدست آوردن بهترین مدل، برخی پارامترهای آماری عملکرد شبکه‌های ۱ ANFIS و ۲ ANFIS مانند MSE، R^2 و p محاسبه شدند و نتایج بسیار خوبی حاصل شد که در جدول ۳ نشان داده شده است. همانطور که در جدول مشاهده می‌شود، مقدار ضریب تعیین (R^2) برای ۱ ANFIS و ۲ ANFIS به ترتیب ۰/۹۹۶ و ۰/۹۹۲ بدست آمد که هر دو در سطح ۱٪ معنی دار بودند. چگونگی تغییرات مقادیر نرمال شده انرژی نهاده‌های ورودی در مقابل مقدار نرمال شده عملکرد دانه گندم نیز بررسی شد (Naderloo et al., 2012).



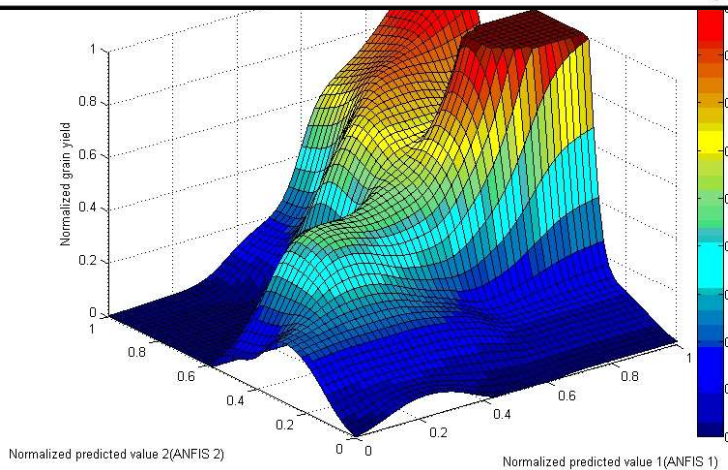
شکل ۳- رابطه بین خطای یادگیری و تعداد اپک در مدل های ۱ ANFIS (سمت چپ) و ۲ ANFIS (سمت راست)

جدول ۳- مشخصات و نتایج یادگیری بهترین ساختار هر سامانه استنتاج و پارامترهای آماری آن

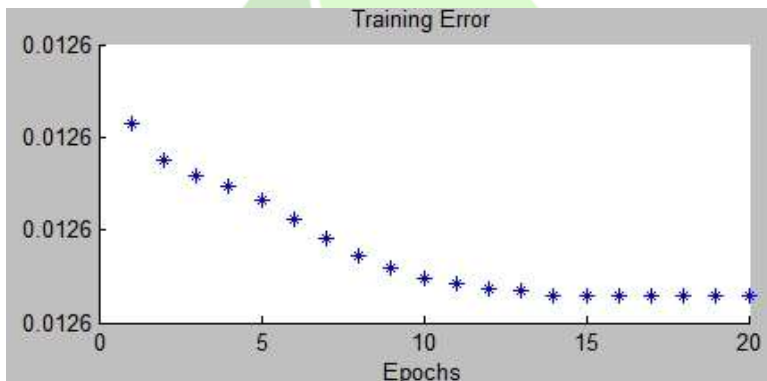
P	R ²	MSE	تعداد روش یادگیری	تعداد اپک	تعداد تابع عضویت ورودی	نوع تابع عضویت خروجی	نوع تابع عضویت ورودی
۰/۰۰۰	۰/۹۹۶	e^{-4} ۱/۷۸۵	هیبرید	۴۰	۳	خطی	ناقوسی
۰/۰۰۰	۰/۹۹۲	e^{-4} ۳/۱۰۴	هیبرید	۲۰	۳	خطی	ناقوسی

شکل ۴ چگونگی تغییرات مقادیر پیش بینی شده حاصل از شبکه‌های ۱ ANFIS و ۲ ANFIS در مقابل مقدار نرمال عملکرد دانه را نشان می‌دهد. همانطور که در این شکل مشاهده می‌شود، با افزایش مقادیر پیش بینی شده حاصل از شبکه‌های ۱ ANFIS و ۲ ANFIS، عملکرد افزایش و با کاهش آن، کاهش یافته است. همچنین نشان می‌دهد که تأثیر مقدار پیش بینی شده حاصل از مدل ۱ ANFIS در پیش بینی نهایی عملکرد محصول بیشتر از مقدار پیش بینی شده حاصل از مدل ۲ ANFIS بوده است. این نتیجه بدست آمده از نظر منطقی نیز کاملاً صحیح به نظر می‌رسد چرا که مدل ۱ ANFIS دارای ورودی‌هایی (انرژی سوخت دیزل، کود و الکتریسیته) بود که بیشترین سهم را در انرژی مصرفی کل محصول داشته‌اند.

این نتایج نشان می‌دهد که ANFIS ۱ و ANFIS ۲ هر یک بطور جداگانه می‌توانند به خوبی عملکرد را پیش‌بینی کنند و به تنهایی مدل کاملی نیستند و برای نتیجه دقیق باید این دو مدل ترکیب شوند. در نهایت برای مدل کردن الگوی مصرف انرژی برای تولید گندم آبی، مقادیر پیش‌بینی شده توسط ANFIS ۱ و ANFIS ۲ به عنوان ورودی به ANFIS ۳ داده شد و مقدار عملکرد دانه گندم به عنوان خروجی بکار رفت. پس از یادگیری شبکه و تغییر دادن پارامترهای مهم شبکه ANFIS ۳، بهترین مدل جهت پیش‌بینی عملکرد انتخاب شد. شکل ۵ نمودار یادگیری ANFIS ۳ را نشان می‌دهد. همانطور که در شکل مشاهده می‌شود خطای یادگیری با افزایش تعداد اپک کاهش یافته تا جایی که دیگر ثابت شده است.



شکل ۴- تغییرات مقادیر پیش بینی شده حاصل از شبکه‌های ANFIS ۱ و ANFIS ۲ در مقابل مقدار نرمال عملکرد



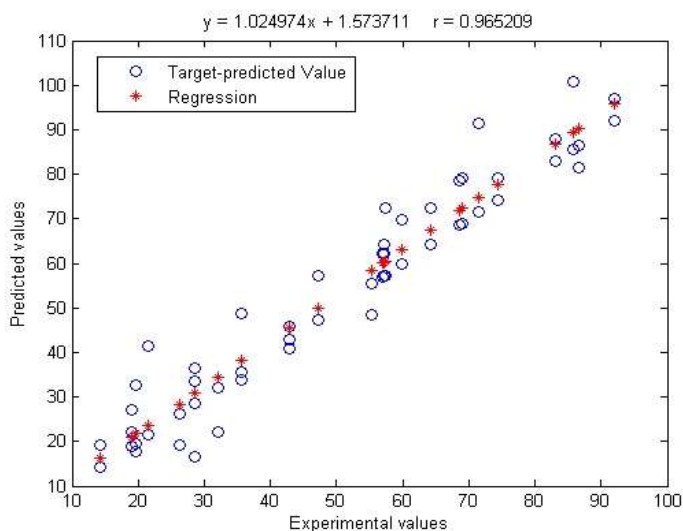
شکل ۵- نمودار یادگیری شبکه ANFIS 3

پس از بدست آمدن بهترین سامانه استنتاج عصبی- فازی با داده‌های یادگیری، از داده‌های آزمون (۳۰ درصد داده‌ها) برای آزمون مدل ANFIS ۳ استفاده شد که نتایج آن در جدول ۴ آمده است. در این جدول مقادیر میانگین مربعات خطا و ضریب تعیین برای مرحله یادگیری مدل ANFIS ۳ به ترتیب 1.6×10^{-4} و 0.996 و برای مرحله آزمون مدل 0.004 و 0.931 بدست آمد. شکل ۶ نیز نمودار آزمون مدل و مقادیر پیش بینی شده مدل در برابر مقادیر عملکرد واقعی را نشان می‌دهد و گویای این است که ANFIS به خوبی می‌تواند برای پیش بینی عملکرد محصول بکار رود.



جدول ۴- مشخصات و نتایج یادگیری و آزمون بهترین مدل سامانه استنتاج عصبی فازی کل (۳ ANFIS)

نوع تابع عضویت	تعداد	روش	MSE یادگیری	MSE آزمون	R^2 یادگیری	R^2 آزمون	یادگیری P	p آزمون
ورودی <td>تابع عضویت <td>یادگیری <td>$1/6 \times 10^{-4}$</td> <td>۰/۰۰۴</td> <td>۰/۹۹۶</td> <td>۰/۹۳۱</td> <td>$8/9 \times 10^{-167}$</td> <td>$1/0 \times 10^{-28}$</td> </td></td>	تابع عضویت <td>یادگیری <td>$1/6 \times 10^{-4}$</td> <td>۰/۰۰۴</td> <td>۰/۹۹۶</td> <td>۰/۹۳۱</td> <td>$8/9 \times 10^{-167}$</td> <td>$1/0 \times 10^{-28}$</td> </td>	یادگیری <td>$1/6 \times 10^{-4}$</td> <td>۰/۰۰۴</td> <td>۰/۹۹۶</td> <td>۰/۹۳۱</td> <td>$8/9 \times 10^{-167}$</td> <td>$1/0 \times 10^{-28}$</td>	$1/6 \times 10^{-4}$	۰/۰۰۴	۰/۹۹۶	۰/۹۳۱	$8/9 \times 10^{-167}$	$1/0 \times 10^{-28}$
گوسی	۵	هیبرید						



شکل ۶- نتیجه آزمون مدل ۳ ANFIS و مقادیر پیش بینی در برابر مقادیر واقعی

نتیجه گیری

به دلیل نیازمندی مدل‌های ریاضی به تعریف دقیق معادله برای استخراج روابط بین ورودی و خروجی، روش ANFIS که یکی از روش‌های نوین هوش مصنوعی می‌باشد، برای پیش‌بینی عملکرد دانه گندم آبی بر اساس ورودی‌های انرژی در شهرستان آبیگ استان قزوین، ایران استفاده شد. ابتدا معادل انرژی هر یک از ورودی‌ها محاسبه گردید که بیشترین انرژی مربوط به انرژی کود با مقدار $30.578/89 \text{ MJha}^{-1}$ (۴۵/۵۷٪) بود و پس از آن انرژی سوخت دیزل مقدار 14.548 MJha^{-1} (۲۱/۶۸٪) را به خود اختصاص داده بود. جهت بهبود عملکرد ANFIS ورودی‌ها به دو دسته تقسیم شدند. انرژی‌های کود، سوخت و الکتریسته که سهم بیشتری را در کل ورودی‌های انرژی داشتند، به عنوان ورودی‌های شبکه ۱ ANFIS و انرژی‌های نیروی کارگری، ماشین، سموم، آب برای آبیاری و بذر که سهم کمتری را در کل ورودی‌های انرژی داشتند، به عنوان ورودی‌های شبکه ۲ ANFIS در نظر گرفته شدند و خروجی این دو شبکه در شبکه ۳ ANFIS، برای مدل‌سازی عملکرد محصول مورد استفاده قرار گرفت. مقدار R^2 برای شبکه‌های ۱ ANFIS (۰/۹۹۶)، ۲ ANFIS (۰/۹۹۲) بدست آمد. مقدار R^2 برای ۳ ANFIS در مرحله‌های آموزش (۰/۹۹۶) و



آزمون (۰/۹۳۱) نشان داد که ANFIS به خوبی می‌تواند برای پیش‌بینی عملکرد محصول بکار رود. نتایج همچنین نشان داد که تأثیر مقدار ورودی‌های انرژی سوخت دیزل، کود و الکتریسیته که سهم بیشتری را در انرژی مصرفی کل محصول داشته‌اند، در پیش‌بینی نهایی عملکرد محصول بیشتر از دیگر ورودی‌های انرژی بوده است.

منابع

1. Acaroglu, M. 1998. Energy from biomass, and applications: University of Selcuk; Graduate School of Natural and Applied Sciences, Textbook.
2. Akbarzadeh, A., R.T. Mehrjardi, H. Rouhipour, M. Gorji and H.G. Rahimi. 2009. Estimating of soil erosion covered with rolled erosion control systems using rainfall simulator (Neuro-fuzzy and Artificial Neural Network Approaches). Journal of Applied Science Research 5(5): 505-514.
3. Arkhipov, M., E. Krueger and D. Kurtener. 2008. Evaluation of ecological conditions using bioindicators: Application of fuzzy modeling. Lecture Notes in Computer Science. 5072: 491-500.
4. Avci, E. 2008. Comparison of wavelet families for texture classification by using wavelet packet entropy adaptive network based fuzzy inference system. Applied Soft Computing 8: 225-231.
5. Azadeh, A., M. Saberi, Anvari M., A. Azaron, M. Mohammadi. 2011. An adaptive network based fuzzy inference system-genetic algorithm clustering ensemble algorithm for performance assessment and improvement of conventional power plants. Expert Systems with Applications 38: 2224-2234.
6. Buragohain, M. and C. Mahanta. 2008. A novel approach for ANFIS modelling based on full factorial design. Applied Soft Computing 8: 609-625.
7. Cheng, C.B., C.J. Cheng and E.S. Lee. 2002. Neuro-Fuzzy and Genetic Algorithm in Multiple Response Optimization. Computers and Mathematics with Applications 44: 1503-1514.
8. Esengun, K., O. Gunduz and G. Erdal. 2007. Input-output energy analysis in dry apricot production of Turkey. Energy Conversion and Management 48: 592-598.
9. Fahimifard, S. M., M. Salarpour, M. Sabouhi and S. Shirzady. 2009. Application of ANFIS to Agricultural Economic Variables Forecasting, Case Study: Poultry Retail Price. Journal of Artificial Intelligence 2 (2): 65-72.
10. Ghorbani, R., F. Mondani, S. Amirmoradi, H. Feizi, S. Khorramdel, M. Teimouri, S. Sanjani, S. Anvarkhah and H. Aghel. 2011. A case study of energy use and economical analysis of irrigated and dryland wheat production systems. Applied Energy 88: 283-288.
11. Hatirli, S.A., B. Ozkan and C. Fert. 2006. Energy inputs and crop yield relationship in greenhouse tomato production. Renewable Energy 31:427-438.
12. Jang J.S.R. 1993. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system. IEEE Transaction on System Man and Cybernetics 23: 665-685.
13. Kiralakis, L. and N.C. Tsourveloudis. 2005. Modeling and Optimization of Olive Stone Drying process, WSEAS International conference on Dynamical systems and control, Venice, Italy, November 2-4, (pp240-246).
14. Krueger, E., S.A. Prior, D. Kurtener, H.H. Rogers and G.B. Runion. 2011. Characterizing root distribution with adaptive neuro-fuzzy analysis. International Agrophysics 25: 93-96.
15. Lin, C.T. and G.C.S. Lee. 1996. Neural fuzzy systems, A neuro-fuzzy synergism to intelligent system, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey.
16. Mandal, K.G., K.P. Saha, P.L. Gosh, K.M. Hati and K.K. Bandyopadhyay. 2002. Bioenergy and economic analyses of soybean-based crop production systems in central India. Biomass Bioenergy 23: 337-45.
17. MATLAB. 2010. Fuzzy, ANFIS TOOLBOX. Natick, MA: The Mathworks Inc.
18. Metin, E.H. and H. Murat. 2008. Comparative analysis of an evaporative condenser using artificial neural network and adaptive neuro-fuzzy inference system. international journal of refrigeration 31: 1426 - 1436.

19. Mohammadi, A, R. Rafiee, S.S. Mohtasebi, H. Rafiee. 2010. Energy inputs–yield relationship and cost analysis of kiwifruit production in Iran. *Renewable Energy* 35: 1071–1075.
20. Naderloo, L., R. Alimardani, M. Omid, F. Sarmadian, P. Javadikia, M.Y. Torabi and F. Alimardani. 2012. Application of ANFIS to predict crop yield based on different energy inputs. *Measurement* 45: 1406–1413.
21. Ozkan, B., H. Akcaoz and C. Fert. 2004. Energy input–output analysis in Turkish agriculture. *Renewable Energy* 29: 39-51.
22. Pao, Y.H. 1989. *Adaptive pattern recognition and neural network*. Addison Wesley.120-127. New York.
23. Sajikumar, N., and B. S. Thandaveswara. 1999. A nonlinear Rainfall- runoff model using artificial neural networks. *Journal of Hydrology* 216: 32-55.
24. Serge, G. 2001. Designing fuzzy inference systems from data: Interpretability oriented review. *IEEE Transaction on Fuzzy Systems* 9(3): 426-442.
25. Singh, J.M. 2002. On farm energy use pattern in different cropping systems in Haryana, India. : M.Sc. thesis. International Institute of Management, Flensburg State Univ. Germany.
26. Singh, J. and S. Gill. 2010. Modeling for tensile strength of friction welded aluminium pipes by ANFIS. *Intelligent Engineering Informatics* 1(1): 3-20.
27. Singh, J., and S. Singh. 2008. Multi input single output fuzzy model to predict tensile strength of radial friction welded GI pipes, *International Journal of Information and Systems Sciences. Institute for Scientific Computing and Information* 4(3): 462-477.
28. Singh, S., S. Singh, J.P. Mittal and C.J.S. Pannu. 1998. Frontier energy use for the cultivation of wheat crop in Punjab. *Energy Conversion and Management* 39(5/6): 485-491.
29. Shrestha D.S. 1998. Energy use efficiency indicator for agriculture. Available from: <http://www.usaskca/agriculture/caedac/PDF/mcrae.PDF>.
30. Sugeno, M. 1985. *Industrial Applications of Fuzzy Control*. Elsevier Press, Amsterdam, Netherlands.
31. Übeyli, E. D. 2008. Adaptive neuro-fuzzy inference system employing wavelet coefficients for detection of ophthalmic arterial disorders. *Expert Systems with Applications* 34: 2201–2209.
32. Zadeh, L.A. 1973. Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes. *IEEE Transaction, System Man Cybern* 3(1): 28-44.

Application of ANFIS to predict the wheat yield based on energy inputs

Leila Naderloo^{1*}, Reza Alimardani², Mahmoud Omid², Fereydoon Sarmadian³ and
Payam Javadikia¹

1- Department of Mechanical Engineering of Agricultural Machinery, Faculty of Agriculture, College of Agriculture and Natural Science, Razi University, Kermanshah, Iran. l.naderloo@razi.ac.ir

2- Department of Agricultural Machinery Engineering, Faculty of Agricultural Engineering and Technology, College of Agriculture and Natural Science, University of Tehran, Iran.

3- Department of Soil Science, Faculty of Agricultural Engineering and Technology, College of Agriculture and Natural Science, University of Tehran, Iran.

Abstract:

With regard to sustainable agriculture aims, determining the relationship between energy inputs and outputs can be an effective step to get these aims. It can lead to present correct energy consumption pattern and to increase energy productivity. An Adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) was used to predict the grain yield of irrigated wheat in Abyek county of Qazvin province, Iran. With regard to more number of inputs (8 inputs) for ANFIS, we used two different ANFIS with three and five inputs. The inputs for ANFIS 1 were: diesel fuel, fertilizer and electricity energies and for ANFIS 2 were: human labor, machinery, chemicals water for irrigation, and seed energies. The 70 and 30 percent of data were used to train and test the model. The RMSE and R^2 values were: 0.013 and 0.996 for ANFIS 1 and 0.018 and 0.992 for ANFIS 2, respectively. The results showed that the effects of the energy inputs of diesel fuel, fertilizer and electricity that had the major share of total consumed energy were more than the other energy inputs in prediction of crop yield. Finally, the predicted values of these two ANFISs were used as inputs to the third ANFIS. The RMSE and R^2 values of ANFIS 3 for training step were 1.6×10^{-4} and 0.996 and for testing step were 0.004 and 0.931, respectively. Thus the total result showed that the ANFIS could predict the grain yield of wheat based on energy inputs with good accuracy.

Keywords: energy, equivalent, neuro-fuzzy, wheat, yield.