

مدل‌سازی انرژی خروجی خیار گلخانه‌ای و بوته‌ای بر پایه الگوی مصرف انرژی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و انفیس

حسین حاجی آقا علیزاده^{۱*}، محدثه احمدوند^۲ و حسین باقرپور^۳

چکیده

هدف از این مطالعه، بررسی دو سامانه هوشمند شبکه عصبی مصنوعی و سامانه استنتاجی عصبی- فازی تطبیقی چندلایه (انفیس) برای مدل‌سازی انرژی خروجی در تولید خیار گلخانه‌ای و بوته‌ای است. برای تعیین الگوی انرژی مصرفی، داده‌های مورد نیاز به طور مستقیم از ۱۶۰ بهره‌بردار خیار جمع‌آوری شد. با تحلیل نتایج، میانگین انرژی ورودی و خروجی در تولید خیار گلخانه‌ای به ترتیب ۱۱۵۹۹۰/۱ و ۱۷۳۹۸۵/۲۵۶ مگاژول و برای خیار بوته‌ای به ترتیب ۷۵۶۴۸/۱۱ و ۲۲۶۹۴/۴۳۳ مگاژول محاسبه شد. بیشترین انرژی ورودی در تولید خیار گلخانه‌ای و بوته‌ای به ترتیب مربوط به انرژی سوخت و الکتریسیته تعیین شدند، کمترین انرژی ورودی مربوط به انرژی بذر بود. با استفاده از داده‌های انرژی ورودی و خروجی، مدل‌سازی میزان انرژی خروجی به ازای انرژی ورودی با استفاده از دو روش مدل‌سازی مذکور انجام شد. با توجه به نتایج مدل سامانه استنتاج عصبی- فازی تطبیقی چندلایه، میزان ضریب تشخیص و مجذور میانگین مربعات خطا برای خیار گلخانه‌ای و بوته‌ای، به ترتیب برابر با ۰/۹۹۲۴، ۰/۹۹۲۰، ۰/۵۱ و ۰/۱۳ به دست آمدند. همچنین مقادیر این پارامترها برای مدل شبکه عصبی مصنوعی برای خیار گلخانه‌ای با ساختار بهینه (۱-۱۰-۸) و برای بوته‌ای با ساختار (۱-۱۲-۸) به ترتیب برابر با ۰/۹۴۹۲ و ۰/۹۷۸۵، RMSE ۰/۱۲۱ و ۰/۴۱۸ تعیین شدند. نتایج نشان می‌دهند که هر چند مدل فازی بهتر عمل کرده است ولی هر دو مدل در تخمین میزان انرژی خروجی توانایی خوبی دارند.

واژه‌های کلیدی: انرژی، سامانه استنتاج عصبی فازی تطبیقی، شبکه عصبی مصنوعی، خیار گلخانه‌ای و بوته‌ای، مدل‌سازی.

ارجاع: حاجی آقا علیزاده ح. احمدوند م. و باقرپور ح. ۱۳۹۵. مدل‌سازی انرژی خروجی خیار گلخانه‌ای و بوته‌ای بر پایه الگوی مصرف انرژی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و انفیس. نشریه پژوهش‌های مکانیک ماشین‌های کشاورزی. (۱۵): ۹-۱۷.

۱- استادیار گروه مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا همدان.

۲- دانشجوی کارشناسی ارشد مکانیزاسیون کشاورزی، گروه بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا همدان.

۳- استادیار گروه مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا همدان.

نویسنده مسئول: h-alizade@basu.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۰۱/۲۵

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۰۸/۱۵

مقدمه

بخش کشاورزی به عنوان مهم‌ترین تولید کننده مواد غذایی نه فقط مصرف کننده انرژی است بلکه مهم‌ترین عرضه کننده انرژی به صورت بیوانرژی نیز محسوب می‌شود (موسوی اول و همکاران، ۲۰۱۱). برای تولید محصولات کشاورزی، مقدار زیادی از انرژی مصرف می‌شود، نظر به اینکه بخش کشاورزی از یک طرف با محدودیت منابع تولید روبرو است و از سوی دیگر تأمین کننده امنیت غذایی جمعیت در حال رشد است (موسوی اول و همکاران، ۲۰۱۱)، با توجه به محدودیت و کمبود در زمینه منابع و عوامل تولید در بخش کشاورزی، استفاده کارتر و بهتر از عوامل تولید، ضروری است (اکبری و شریف، ۱۳۸۷). یافتن بهترین و کارآمدترین مدل، برای پیش‌بینی انرژی خروجی نیز باید مورد توجه و بررسی قرار گیرد. امروزه استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی که ابزار محاسباتی ارزشمندی برای مدل‌سازی است، به طور روزافزون برای حل مسائل پیچیده و به عنوان جایگزین روش‌های سنتی مورد توجه بیشتری قرار گرفته است (کیلن و همکاران، ۲۰۰۴). از دیگر روش‌های نوین مدل‌سازی استفاده از مدل‌های فازی-عصبی است، که برای تسهیل فرآیند یادگیری و هماهنگی، منطق فازی را با شبکه‌های عصبی مصنوعی ترکیب می‌کند (فرخیا و همکاران، ۲۰۱۱). برای انجام مدل‌سازی انرژی در مرحله اول نیاز به بررسی میزان انرژی ورودی و خروجی است، بدین منظور، پژوهش‌های مختلفی انجام شده است. به طور مثال، پژوهشی در رابطه با انرژی ورودی و عملکرد محصول تولید گوجه‌فرنگی گلخانه‌ای در آنتالیای ترکیه نشان داد که انرژی سوخت، کودهای شیمیایی، الکتریسیته، سموم و نیروی انسانی بالاترین سهم انرژی مصرفی را در این گلخانه‌ها داشتند (هتیرلی و همکاران، ۲۰۰۶). در رابطه با مدل‌سازی تولید و مصرف انرژی بررسی‌هایی انجام شده که از جمله این بررسی‌ها می‌توان به استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی میزان ماده خشک گیاه کف در بنگلادش با استفاده از پارامترهای شرایط اقلیمی اشاره کرد. بر اساس گزارش آن‌ها بهترین مدل دارای ساختار ۱-۵-۹-۶ بود (رهنما و بلا، ۲۰۱۰). با توجه به اهمیت انرژی در تولید محصول خیار و نیاز به یک مدل مناسب برای پیش‌بینی خروجی از روی نهاده‌های مصرفی،

در این پژوهش به تعیین و آنالیز انرژی و همچنین مدل‌سازی چرخه تولید و مصرف انرژی خیار گلخانه‌ای و بوته‌ای پرداخته شده است.

مواد و روش‌ها

شهرستان همدان در ناحیه میانی استان همدان است. این شهرستان در محدوده مدار ۴۸ درجه و ۳۵ دقیقه طول شرقی و ۳۴ درجه و ۵۲ دقیقه عرض شمالی از نصف‌النهار گرینویچ است. داده‌های مورد استفاده، از واحدهای گلخانه و مزارع خیار شهرستان همدان و با استفاده از مصاحبه مستقیم با کشاورزان در بهار و تابستان ۱۳۹۴ به دست آمده است. در مراحل مختلف این پژوهش علاوه بر داده‌های حاصل از مصاحبه از آمار و اطلاعات موجود در آرشیو سازمان جهاد کشاورزی استان و مدیریت جهاد کشاورزی در شهرستان مربوطه و آمارنامه کشاورزی وزارت جهاد کشاورزی نیز استفاده شد. همچنین حجم نمونه برای به دست آوردن اطلاعات با استفاده از روش نمونه‌گیری تصادفی محاسبه و تعیین شد (کوکران، ۱۹۷۷).

$$n = \frac{N(s \times t)^2}{(N-1)d^2 + (s \times t)^2} \quad (1)$$

که در آن n حجم نمونه، N حجم جامعه، S انحراف معیار جامعه، d دقت احتمالی مطلوب

$$d = \frac{t \times s}{\sqrt{n}}$$

است.

پس از تعیین حجم نمونه، ۱۶۰ واحد انتخاب، که ۸۰ پرسش‌نامه مربوط به محصول خیار گلخانه و ۸۰ خیار بوته‌ای است.

آماده‌سازی داده‌ها برای تعیین انرژی ورودی و خروجی

برای تعیین میزان انرژی معادل نهاده‌ها و ستانده‌ها از ضریب‌های انرژی (جدول ۱) متناظر با هر یک که در بررسی‌های پیشین استفاده شده‌اند، بهره گرفته می‌شود. برای محاسبه انرژی ورودی و خروجی معادل هر یک از نهاده‌ها و ستانده‌ها، میزان مصرف هر یک از آن‌ها در ضریب هم‌ارز انرژی آن نهاده یا ستانده ضرب می‌شود.

جدول ۱- مقدار انرژی ورودی‌ها و خروجی در تولید خیار گلخانه و بوته‌ای

عنوان (واحد)	خیار گلخانه‌ای		خیار بوته‌ای	
	انرژی معادل (مگاژول بر هکتار)	درصد	انرژی معادل (مگاژول بر هکتار)	درصد
الف- ورودی‌ها				
نیروی انسانی (h)	۴۳۱۹۸	۰/۳۷	۴۹۷۱/۰۷	۶/۵۷
ادوات و ماشین‌ها	۶۳۶۵	۰/۰۵۴	۱۶۸۲/۲	۲
سوخت (L)	۱۱۴۸۶۵۵۱	۹۹/۰۳	۱۴۳۷۲/۹۸	۱۸/۹۹
کود (ازته فسفات)	۳۳۴۷۲/۶۱	۰/۲۸	۱۸۹۶۵	۲۵/۰۷
پتاسه)				۱۱/۱۵
دامی (kg)	۹۲۴۰/۸۷	۰/۰۷	۱۶۹۲/۷۶	۲/۲۳
سموم (kg)	۱۰۲۴۹/۰۶	۰/۰۸	۵۶۰/۴۳	۰/۷۴
آب آبیاری (m ³)	۳۰۱۷/۵۳	۰/۰۲	۴۶۸۴/۸۶	۶/۱۹
الکتریسیته (kWh)	۶۹۲۱/۶۷	۰/۰۵	۲۸۷۱۵/۹۱	۳۷/۹۵
بذر (kg)	۱/۳۷	۰/۰۰۰۱۴۵	۲/۹	۰/۰۰۳۸
انرژی ورودی کل (MJ/ha)	۱۱۵۹۹۰۱۷/۱	۱۰۰	۷۵۶۴۸/۱۱	۱۰۰
ب- خروجی				
انرژی خروجی کل (MJ/ha)	۱۷۳۹۸۵/۲۵۶	۱۰۰	۲۲۶۹۴/۴۳۳	۱۰۰

مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی

مدل‌سازی به این طریق انجام می‌شود که هر شبکه با دریافت مثال‌هایی آموزش دیده و آموزش سبب یادگیری می‌شود. یادگیری زمانی انجام می‌شود که وزن‌های ارتباطی بین لایه‌ها چنان تغییر کند که اختلاف بین مقدار پیش‌بینی شده و محاسبه شده در حد قابل قبولی باشد. شبکه عصبی آموزش دیده می‌تواند برای پیش‌بینی خروجی‌های متناسب با مجموعه جدید داده‌ها نیز به کار رود (دایهوف، ۱۹۹۰). شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه بر پایه الگوریتم پس انتشار شایع‌ترین شبکه عصبی مصنوعی است که از چندین لایه از عناصر پردازنده ساده به نام نرون تشکیل شده است. این شبکه شامل یک لایه از سلول‌های عصبی ورودی، یک لایه سلول‌های عصبی خروجی و یک یا چند لایه پنهان است (خوشنویسان و همکاران، ۲۰۱۳). شکل ۱ ساختار پرسپترون چندلایه را نشان می‌دهد.

نرمال‌سازی داده‌ها

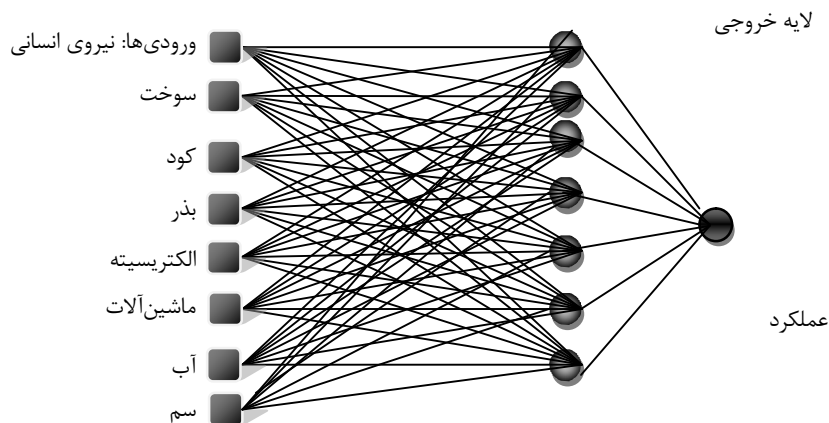
پیش از آموزش شبکه عصبی، داده‌های ورودی به آن نرمال شده‌اند. هدف از نرمال‌سازی این است که داده‌ها به عددهای بین صفر تا یک تبدیل شوند، در این پژوهش برای عناصر پردازش‌گر (نرون‌ها) در لایه مخفی، تابع آستانه سیگموئیدی انتخاب شد. خروجی این تابع عددهای بین صفر و یک است (منهاج، ۱۳۷۹). بدین منظور از معادله زیر برای نرمال‌سازی استفاده شد.

$$X_{norm} = \frac{(X_o - X_m)}{(X_{max} - X_{min})} \quad (2)$$

که در آن X_{norm} مقدار نرمال شده ورودی X_m ، X_o میانگین داده‌ها و X_{max} و X_{min} به ترتیب حداکثر و حداقل داده‌ها هستند. در این پژوهش از شبکه‌های چندلایه پرسپترون که در آن تمامی نرون‌ها به یکدیگر وصل شده‌اند، استفاده شد. در این شبکه، برای آموزش، از الگوریتم پس انتشار خطا استفاده می‌شود. همچنین در این پژوهش از الگوریتم‌های آموزش لونیبرگ-مارکواریت^۱

تغییرات خطا در دو گام متوالی کمتر از یک سطح آستانه باشد یا به عبارت دیگر روند کاهش خطا با سرعت کند انجام شود، می‌توان چنین برداشت کرد که به حوالی کمینه کلی رسیده است. بنابراین در این دو حالت تصمیم به توقف الگوریتم آموزش (برای آموزش شبکه، از الگوریتم پس انتشار (BP) استفاده شده است) گرفته می‌شود (قبادیان و همکاران، ۲۰۰۹ و کیا، ۱۳۸۷). برای آموزش شبکه، اطلاعات به صورت تصادفی به ۳ قسمت تقسیم شد که ۷۰ درصد داده‌ها به آموزش، ۱۵ درصد به آزمون و ۱۵ درصد برای اعتبارسنجی مدل اختصاص داده شد. در نهایت بهترین مدل در نظر گرفته شده است.

برای به‌هنگام‌سازی وزن‌های شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد که از الگوریتم‌های پرکاربرد است. زیرا آموزش شبکه را بسیار سریع انجام داده و سطح خطای موجود را حداقل می‌کند. در حقیقت این الگوریتم‌ها برای افزایش سرعت یادگیری شبکه طراحی شده‌اند. در شبکه‌های پس انتشار از تابع انتقال غیرخطی (مانند سیگموئید) استفاده می‌شود که در آن از بردارهای ورودی و هدف برای تقریب زدن یک تابع، یافتن رابطه ورودی و خروجی و دسته‌بندی ورودی‌ها بر اساس روش تعیین شده طراح استفاده می‌شود. معیارهایی که برای توقف الگوریتم پیشنهاد می‌شود. به این شکل است که اگر خطا که قرار است کمینه شود از یک سطح آستانه کمتر شود و یا میزان



شکل ۱- مدل شبکه عصبی مصنوعی چندلایه

تمام متغیرهای ورودی، ورودی‌ها با یکدیگر ترکیب و به دو گروه انرژی مستقیم و غیرمستقیم شدند. در آموزش ساختار انفیس از روش هیبرید که ترکیبی از روش حداقل مربعات و روش پس‌انتشار است، استفاده شده است. حد خطا که برای ایجاد یک معیار توقف آموزش استفاده می‌شود روی صفر تنظیم شده و نتایج حاصل از این مدل‌سازی با نتایج حاصل از مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی مقایسه شده‌اند، تا ایده‌آل‌ترین مدل در نظر گرفته شد.

معیارهای ارزیابی: برای تعیین ایده‌آل‌ترین مدل در نظر گرفته شده در هر دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و انفیس و همچنین برای مقایسه بین این ۲ مدل ایده‌آل از معیار حداقل مربعات خطا (RMSE) و ضریب همبستگی (R^2) بر اساس فرمول‌های زیر استفاده شد.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{np} (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^{np} (\hat{y}_i - \bar{y}_m)^2} \quad (3)$$

مدل‌سازی با سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی

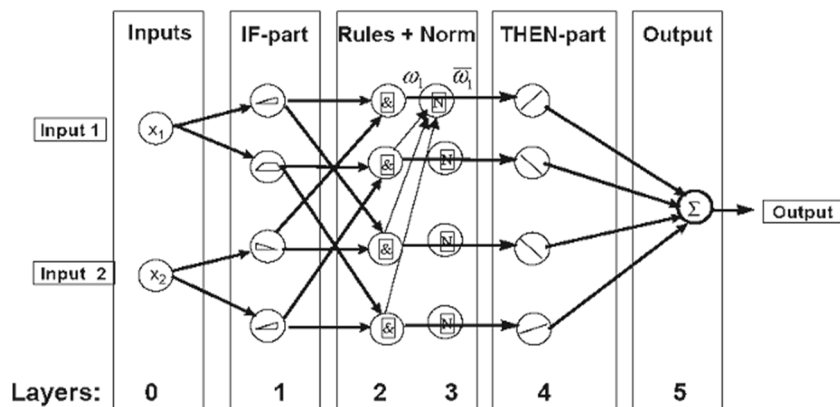
در ورودی این نوع مدل‌سازی بین متغیرهای ورودی و خروجی هیچ رابطه روشنی وجود ندارد و رابطه بین آن‌ها از طریق فرآیند خود یادگیری شناخته خواهد شد. با استفاده از مدلانفیس مسائل بیش از حد پیچیده بدون هیچ راه حل الگوریتمی و یا مسائلی با اطلاعات ورودی ناقص و یا نامشخص به راحتی حل خواهند شد (هوسوز و همکاران، ۲۰۱۳). شکل ۲ ساختار انفیس با ۵ لایه را نشان داده است.

محدودیت اصلی مدل‌سازی با انفیس نسبت به مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی، محدودیت در تعداد ورودی‌هاست، اگر تعداد ورودی‌ها از ۵ بیشتر شود، زمان محاسبه و تعداد قوانین افزایش یافته و انفیس قادر به مدل‌سازی نخواهد بود. تعداد ورودی‌ها در این پژوهش بیشتر از ۵ مورد بود، برای حل این مشکل و به کارگیری

مقدار اندازه‌گیری شده، n_p تعداد نمونه‌های پیش‌بینی شده هستند.

$$RMSEP = \sqrt{\frac{1}{n_p} \sum_{i=1}^{n_p} (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (4)$$

در اینجا \hat{y}_i مقدار پیش‌بینی شده برای i امین نمونه، y_i برابر با مقدار اندازه‌گیری شده i امین نمونه، y_m میانگین



شکل ۲- لایه‌های مختلف در یک مدل انفیس با دو ورودی و یک خروجی

مدل شبکه عصبی مصنوعی برای ارزیابی و تحلیل خطا

با استفاده از داده‌های به دست آمده از پرسش‌نامه‌ها، مدل شبکه عصبی مصنوعی با نرم‌افزار MATLAB R2013a پیاده شد. هر حالتی که بیشترین R^2 و کمترین RMSE را داشت، به عنوان شبکه مناسب انتخاب شد. بر اساس جدول ۲ برای خیار گلخانه، شبکه عصبی مصنوعی با یک لایه ورودی با ۸ نرون (انرژی نیروی کارگری، ماشین‌آلات، کود شیمیایی و حیوانی، سم، آب، الکتریسیته، بذر و سوخت) یک لایه پنهان با ۱۰ نرون و یک لایه خروجی (انرژی خروجی) با یک نرون (۱-۱۰-۸) و شبکه عصبی خیار بوته‌ای با یک لایه ورودی با ۸ نرون، یک لایه پنهان با ۱۲ نرون و یک لایه خروجی با یک نرون (۱-۱۲-۸) به عنوان مناسب‌ترین شبکه انتخاب شدند. همان‌طور که در نمودارهای حاصل از ایجاد شبکه عصبی مصنوعی دیده می‌شود برای عملکرد محصول خیار گلخانه و بوته‌ای به ترتیب میزان R^2 آموزش ۰/۹۸۶۸، ۰/۹۸۱۴ و R^2 آزمون ۰/۹۴۹۲، ۰/۹۷۸۵، که نشان دهنده اطمینان بالا به شبکه‌های ایجاد شده است. در پژوهش محمدی و همکاران (۲۰۱۰) برای برآورد میزان عملکرد تولید کیوی در استان مازندران، بهترین نتایج برای تخمین عملکرد با شبکه پرسپترون چندلایه، ساختار ۴-۱-۶ به دست آمد که در این مدل R^2 ۰/۹۷۸۸ گزارش شد (محمدی و

نتایج و بحث

آنالیز انرژی

برای تجزیه و تحلیل انرژی ورودی و خروجی و مدل‌سازی چرخه انرژی در تولید محصول خیار اطلاعات به دست آمده از پرسش‌نامه‌ها بررسی شده و میزان انرژی ورودی و خروجی برای هر واحد محاسبه شد. نتایج حاصل از این محاسبه، در جدول ۱ آورده شده است. بر اساس این جدول، میزان انرژی ورودی برای تولید خیار گلخانه‌ای و بوته‌ای به ترتیب ۱/۱۱۵۹۹۰ و ۱۱/۷۵۶۴۸ مگاژول و انرژی خروجی به ترتیب برابر با ۱۷۳۹۸۵/۲۵۶ و ۲۲۶۹۴/۴۳۳ برآورد شد. بیشترین سهم انرژی در خیار گلخانه مربوط به انرژی سوخت (۳/۹۹ درصد) و در خیار بوته‌ای الکتریسیته (۳۷/۹۵ درصد) است. همچنین کمترین سهم انرژی در خیار گلخانه و بوته‌ای را انرژی بذر به خود اختصاص می‌دهد. بنائیان و همکاران (۲۰۱۱) در بررسی انرژی مصرفی در گلخانه‌های توت‌فرنگی در ایران به این نتیجه رسیدند که ۷۸٪ مصرف انرژی گلخانه‌ها مربوط به سوخت دیزل است. همچنین کیزیل‌سلان (۲۰۰۹) به آنالیز انرژی ورودی و خروجی در کشت گیلاس در ترکیه پرداخته است. نتایج نشان داد که انرژی کود از کل انرژی ورودی بیشترین سهم را از کل مقدار انرژی مصرف شده داشته و همچنین نهاده‌های الکتریسیته و سوخت دیزل با ۲۲٪ و ۲۱٪ در مرتبه‌های بعدی قرار گرفتند.

۲. یکی از خصوصیات شبکه عصبی مصنوعی، حساسیت کمتر آن‌ها نسبت به وجود خطا در ورودی‌ها است. دلیل این امر پردازش توزیعی اطلاعات است (جان و همکاران، ۲۰۰۶).

۳. نکته قابل توجه در نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی این است که به طور تقریبی نتایج حاصل از شبکه‌های مختلف دقت قابل قبولی دارد، زیرا پارامترهای زیادی (تابع انتقال، تابع آموزشی، تعداد نرون مخفی، ترکیب نوع ورودی‌ها، تعداد تکرار) در تنظیم هر شبکه وجود دارد که سبب انعطاف‌پذیری آن‌ها شده است.

همکاران، ۲۰۱۰). نتایج حاصل از این پژوهش و پژوهش‌های انجام شده نشان می‌دهد که شبکه عصبی مصنوعی قابلیت و دقت خوبی در تخمین عملکرد محصول دارد. دلیل این امر را می‌توان این‌گونه توضیح داد:

۱. شبکه عصبی پرسپترون (که از نوع شبکه‌های با نظارت است) مقدار محاسبه شده را با مقدار واقعی مقایسه کرده و تلاش در کاهش میزان خطا و افزایش دقت دارد تا زمانی که به حداقل خطا نرسد آموزش شبکه ادامه می‌یابد و این امر سبب ایجاد دقت قابل قبول می‌شود. از طرفی با وارد کردن ورودی‌های تأثیرگذار در شبکه‌های عصبی، می‌توان از میزان خطای نهایی مقدار محاسبه شده کم کرد (منهاج، ۲۰۰۵).

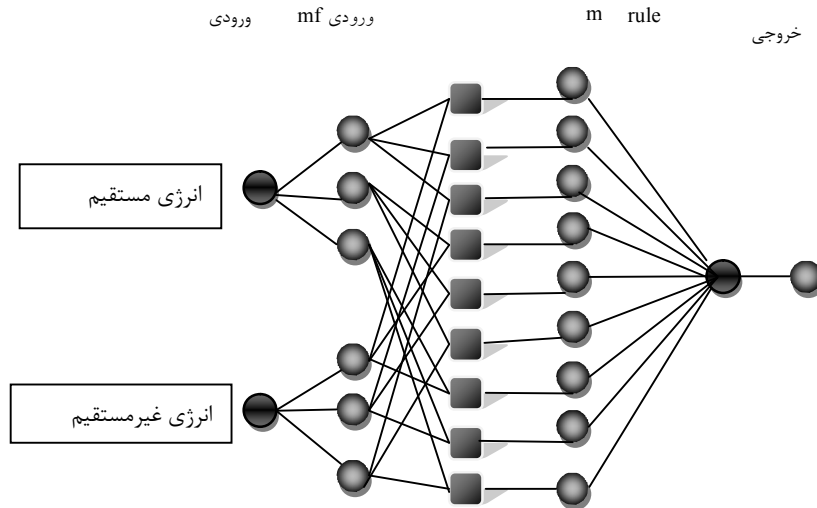
جدول ۲- نتایج آزمون مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی عملکرد

خیار بوته‌ای			خیار گلخانه‌ای		
R ²	RMSE	لایه مخفی ۱	R ²	RMSE	لایه مخفی ۱
۰/۸۹۴۹	۰/۰۸۰۲	۲	۰/۶۸۳۱	۰/۱۴۵۲	۲
۰/۷۳۳۵	۰/۱۳۵۱	۴	۰/۸۵۰۸	۰/۱۰۳۰	۴
۰/۵۶۲۰	۰/۱۶۳۶	۶	۰/۴۵۵۸	۰/۱۷۳۷	۶
۰/۹۰۴۲	۰/۰۷۰۶	۸	۰/۹۲۵۹	۰/۰۷۳۱	۸
۰/۹۰۸۷	۰/۰۵۷۵۸	۱۰	۰/۹۴۹۲	۰/۰۱۲۱	۱۰
۰/۹۷۸۵	۰/۰۲۵۳	۱۲	۰/۹۰۱۳	۰/۱۴۲	۱۲

همکاران (۲۰۱۲) از ANFIS برای پیش‌بینی عملکرد گندم آبی در شهرستان آبیگ استفاده کردند. انرژی‌های ورودی به دو گروه تقسیم و سه انفیس ایجاد شد. ورودی‌های ANFIS1 (انرژی‌های سوخت دیزل، کود و الکتریسیته)، ANFIS2 (انرژی‌های نیروی کارگری، ماشین، سموم شیمیایی، آبیاری و بذر) بودند. مقدارهای RMSE و R² به ترتیب ۰/۰۱۳ و ۰/۹۹۶ برای ANFIS1، ۰/۰۱۸ و ۰/۹۹۲ برای ANFIS2 به دست آمدند. در نهایت مقدارهای دو انفیس به عنوان ورودی‌های ANFIS3 استفاده شد. مقدارهای RMSE و R² برای ANFIS3 به ترتیب برابر ۰/۰۱۳ و ۰/۹۹۶ به دست آمد (نادارلو و همکاران، ۲۰۱۲).

بررسی مدل انفیس

برای مدل‌سازی با انفیس، داده‌ها با نرم‌افزار MATLAB R2013a و منوی انفیس ادیت بارگذاری شده و پس از بارگذاری، کمترین مقدار خطا و همچنین بالاترین مقدار ضریب همبستگی به دست آمد. بر اساس شکل ۳ در ساختار ایجاد شده برای مدل‌سازی انرژی خروجی خیار گلخانه و بوته‌ای تعداد توابع عضویت برای هر ورودی ۳ نظر گرفته شد. بر اساس جدول ۳ انواع مختلف توابع موجود در انفیس استفاده شد و از این میان، ساختار ایجاد شده بر اساس تابع گاوسی، دارای بیشترین ضریب تشخیص برای خیار گلخانه و بوته‌ای به ترتیب ۰/۹۹۲۴ و ۰/۹۹۲۰ و RMSE به ترتیب ۰/۰۵۱ و ۰/۰۱۳ بود و تابع خطی به عنوان توابع عضویت خروجی انتخاب شد. نادارلو و



شکل ۳- ساختار انفیس ایجاد شده برای مدل‌سازی انرژی خروجی (خيار گلخانه و بوته)

جدول ۳- مشخصات مدل‌های پیشنهادی برای مدل‌سازی عملکرد (خيار گلخانه و بوته‌ای)

محصول		نوع تابع عضویت		تعداد توابع عضویت	
		ورودی	خروجی	ورودی	الگوریتم یادگیری
					R^2
خيار گلخانه	Trimf	خطی	۳/۳	هیبرید	۰/۴۰۳۳
	trapmf	خطی	۳/۳	هیبرید	۰/۱۳۰۸
	gbellmf	خطی	۳/۳	هیبرید	۰/۰۷۱۵
	psigmf	خطی	۳/۳	هیبرید	۰/۲۸۹۷
	pimf	خطی	۳/۳	هیبرید	۰/۵۶۶
	dsigmf	خطی	۳/۳	هیبرید	۰/۰۶۲
	Gauss2mf	خطی	۳/۳	هیبرید	۰/۹۱۴۱
gaussmf	خطی	۳/۳	هیبرید	۰/۹۹۲۴	
خيار بوته‌ای	trapmf	خطی	۳/۳	هیبرید	۰/۱۲۸۷
	gbellmf	خطی	۳/۳	هیبرید	۰/۱۱۶۸
	Psigmf	خطی	۳/۳	هیبرید	۰/۵۸۰۹
	Pimf	خطی	۳/۳	هیبرید	۰/۶۸۴
	Dsigmf	خطی	۳/۳	هیبرید	۰/۸۷۳
	Gauss2mf	خطی	۳/۳	هیبرید	۰/۰۲۰
	gaussmf	خطی	۳/۳	هیبرید	۰/۰۱۳

نتیجه‌گیری

کاهش ذخایرشان می‌شود و در ضمن تشکیل این نوع منابع به زمان طولانی (چند هزار سال) نیاز دارد، بنابراین لزوم توجه به مصرف این نوع از انرژی‌ها توصیه می‌شود. بنابراین با مقایسه میزان مصرف انرژی تجدیدناپذیر (سوخت دیزل، سموم شیمیایی، کودهای شیمیایی، الکتریسیته و ماشین‌ها) در گلخانه‌ها و مزارع خيار این نتیجه را می‌دهد که در گلخانه‌های خيار این منطقه متوسط میزان انرژی تجدیدناپذیر مصرفی بیشتر از مزارع خيار است. بنابراین با در نظر گرفتن کاهش میزان مصرف

در این پژوهش به مدل‌سازی انرژی خروجی بر اساس انرژی مصرفی خيار گلخانه و بوته‌ای با استفاده از مدل سامانه استنتاج عصبی- فازی تطبیقی چندلایه و مدل شبکه عصبی مصنوعی پرداخته شد. میانگین انرژی ورودی و خروجی در تولید خيار گلخانه‌ای و بوته‌ای به ترتیب ۱۱۵۹۹۰/۱۷/۱، ۱۷۳۹۸۵/۲۵۶، ۷۵۶۴۸/۱۱ و ۲۲۶۹۴/۴۳۳ محاسبه شد. از آنجا که انرژی‌های تجدیدناپذیر انرژی‌هایی هستند که مصرف آن‌ها سبب

مدل سامانه استنتاج عصبی- فازی تطبیقی چندلایه برای خیار گلخانه‌ای و بوت‌های، با ضریب تشخیص ۰/۹۹۲۴ و ۰/۹۹۲۰ RMSE و ۰/۰۵۱ و ۰/۰۱۳ نسبت به مدل ساخته شده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی با ضریب تشخیص به ترتیب ۰/۹۴۹۲ و ۰/۹۷۸۵ و ۰/۱۲۱ RMSE و ۰/۰۲۵۳ ساختار (۱-۱۰-۸) و (۱-۱۲-۸) دارای عملکرد و دقت بهتری است. مدل ساخته شده با سامانه استنتاج عصبی- فازی تطبیقی چندلایه، با توجه به ضریب تشخیص بالا مزیت استفاده از این نوع مدل‌سازی را می‌تواند به خوبی توجیه کند.

انرژی تجدیدناپذیر، کشت محصول خیار بوت‌های نسبت به کشت محصول خیار گلخانه‌ای دارای مزیت است. با کمک ابزارهای مدل‌سازی شبکه عصبی و منطق فازی بدون نیاز به انجام کارهای محاسباتی گسترده می‌توان بهینه‌ترین حالت‌های ممکن را پیدا کرد که در نتیجه سبب کاهش هزینه‌ها و همچنین زمان صرف شده در انجام کارها خواهد شد. با مقایسه نتایج خروجی شبکه و همچنین داده‌های حاصل از مصاحبه، نشان داده شد که همبستگی خوبی بین نتایج خروجی حاصل از داده‌های تست و آموزش با داده‌های مصاحبه وجود دارد. نتایج نشان داد که

منابع

۱. اکبری ن. و شریف م. ۱۳۸۷. اقتصاد کشاورزی. انتشارات دانشگاه علامه طباطبائی، چاپ چهارم. ۲۹۴ ص.
۲. کیا م. ۱۳۸۷. شبکه‌های عصبی در مطلب. انتشارات کیان رایانه سبز، تهران. ۲۲۹ ص.
۳. منهای م. ۱۳۷۹. مبانی شبکه‌های عصبی. انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر. ۱۱۵ ص.
4. Acaroglu M. 1998. Energy from biomass, and applications. University of Selcuk, Graduate School of Natural and Applied Sciences. Textbook. Group Meeting, pp. 778-780. October 2-5. University Inn, West Lafayette. Indiana.
5. Banacian N. Omid M. and Ahmadi H. 2011. Energy and economic analysis of greenhouse strawberry production in Tehran province of Iran. *Energy Conversion and Management*. 52: 1-6.
6. Ceylan H. Guclu A. Tutumluer E. and Thompson M. R. 2004. Use of artificial neural networks for backcalculation of pavement layer moduli. 2004 FWD Users, October 2-5, university Inn, West Lafayette, Indiana.
7. Cochran W. G. 1977. *Sampling Techniques*, third ed, John Wiley & Sons, New York. 448 p.
8. Dayhoff J. E. 1990. *Neural Network Principles*. Prentice-Hall International, U.S.A.
9. Farokhnia A. Morid S. and Byun H. R. 2011. Application of global SST and SLP data for drought forecasting on Tehran plain using data mining and ANFIS techniques. *Theoretical and applied climatology*. 104(1-2): 71-81.
10. Ghobadian B. Rahimi H. Nikbakht A. M. Najafi G. and Yusaf T. F. 2009. Diesel engine performance and exhaust emission analysis using waste cooking biodiesel fuel with an artificial neural network. *Renewable Energy*. 34(4): 976-982.
11. Hatirli S. A. Ozkan B. and Fert C. 2006. Energy inputs and crop yield relationship in greenhouse tomato production. *Renewable Energy*. 31(4): 427-438.
12. Hosoz M. Ertunc H. M. Karabektas M. and Ergen G. 2013. ANFIS modelling of the performance and emissions of a diesel engine using diesel fuel and biodiesel blends. *Applied Thermal Engineering*. 60(1): 24-32.
13. Jang J. D. Vian A. A. Anctil F. and Bartholome E. 2006. Neural network application for cloud detection in SPOT VEGETATION images. *International Journal of Remote sensing*. 27(4): 719-736
14. Khoshnevisan B. Rafiee S. Omid M. Yousefi M. and Movahedi M. 2013. Modeling of energy consumption and GHG (greenhouse gas) emissions in wheat production in Esfahan province of Iran using artificial neural networks. *Energy*. 52(3): 333-338.
15. Kizilaslan H. 2009. Input-output energy analysis of cherries production in Tokat Province of Turkey. *Applied Energy*. 86: 1354-1358.
16. Mohammadi A. Rafiee S. Mohtasebi S. S. Mousavi-Avval S. H. and Rafiee H. 2010. Developing an artificial neural network model for predicting kiwifruit production in Mazandaran province of Iran. In *Proceedings of International Agricultural Engineering Conference*. 2010. Sept. 16-20 Shanghai, China. 389-395.
17. Mousavi-Avval S. H. Rafiee S. Jafari A. and Mohammadi A. 2011. Energy flow modeling and sensitivity analysis of inputs for canola production in Iran *Journal of Cleaner Production*. 19(13): 1464-1470.
18. Naderloo L. Alimardani R. Omid M. Sarmadian F. Javadikia P. Torabi M. Y. and Alimardani F. 2012. Application of ANFIS to predict crop yield based on different energy inputs. *Measurement*. 45(6): 1406-1413.
19. Nassiri M. S. and Singh S. 2009. Study on energy use efficiency for paddy crop using data envelopment analysis (DEA) technique. *Applied Energy*. 86: 1320-1325.
20. Ozkan B. Kurklu A. and Akcaoz H. 2004. An input-output energy analysis in greenhouse vegetable production: a case study for Antalya region of Turkey. *Biomass and Bioenergy*. 26(1): 89-95.
21. Rahman M. M. and Bala B. K. 2010. Modelling of jute production using artificial neural networks. *Biosystems Engineering*. 105(3): 350-356.

22. Rafiee S. Mousavi Avval S. H. and Mohammadi A. 2010. Modeling and sensitivity analysis of energy inputs for apple production in Iran. *Energy*. 35(8): 3301-3306.
23. Shrestha D. S. 1998. Energy use efficiency indicator for agriculture. Available:
24. <<http://www.usaskca/agriculture/caedac/PDF/mcrae.PDF,10/10/2002>>, March 2012.
25. Singh J. M. 2002. On farm energy use pattern in different cropping systems in Haryana, India Master of Science thesis, Int. Inst. of Management University of Flensburg. Sustainable Energy Systems and Management. Germany.
26. Yaldiz O. Ozturk H. H. Zeren Y. and Bascetomcelik A. 1993. Energy usage in production of field crops in Turkey. Proceedings of the 5th International congress on mechanization and energy use in agriculture. 11-14 October, Kusadasi, Turkey.

