

مدل‌سازی انرژی مصرفی توت‌فرنگی بر پایه الگوی مصرف انرژی با بهره‌گیری از شبکه عصبی مصنوعی، انفیس و رگرسیون در شهرستان دزفول

Modeling Energy Consumption of Strawberries on the Basis of Energy Consumption Pattern Using Artificial Neural Network and Anfis and Regression in Dezfoul County

فاطمه سبزعلی‌پور^۱ و حسین باقرپور^{۲*}

تاریخ دریافت: ۹۶/۰۷/۲۴ تاریخ پذیرش: ۹۶/۱۱/۰۸

چکیده

این پژوهش به منظور تجزیه و تحلیل و مدل‌سازی انرژی مصرفی در تولید توت‌فرنگی در مزارع روباز با بهره‌گیری از سامانه‌های هوشمند شبکه عصبی مصنوعی، سامانه استنتاج عصبی-فازی تطبیقی چندلایه (انفیس) و رگرسیون انجام گرفت. به منظور برآورد میزان انرژی مصرفی، داده‌ها به‌طور مستقیم از ۵۰ تولیدکننده توت‌فرنگی در دزفول جمع‌آوری شد. باتوجه به نتایج، کل انرژی ورودی و خروجی برای این محصول به ترتیب برابر با ۳۶۲۵۷/۲۵ و ۳۰۰۰۶/۵۱ مگاژول بر هکتار به‌دست آمد. بیش‌ترین میزان مصرف نهاده با مقدار ۱۸۱۳۹/۸۴ مگاژول بر هکتار و سهم ۵۰ درصد به کودهای شیمیایی تعلق داشت. باتوجه به نتایج مدل انفیس، میزان ضریب همبستگی و میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق برای توت‌فرنگی، به ترتیب برابر با ۰/۹۸، ۰/۰۴۷ و ۰/۰۱۲ به‌دست آمد. همچنین مقادیر این پارامترها برای شبکه عصبی مصنوعی با ساختار بهینه (۷-۶-۱) به ترتیب برابر با ۰/۹۷، ۰/۰۵۶ و ۰/۰۲۰ و برای رگرسیون به ترتیب ۰/۹۰، ۰/۰۷۶ و ۰/۰۵۳ تعیین شدند. همچنین تأثیر مصرف انرژی توسط نهاده‌های مختلف بر روی تولید توت‌فرنگی با استفاده از روش پارامتری کاب-داگلاس و تولید فیزیکی نهایی مورد بررسی قرار گرفت و نتایج نشان داد تأثیر نهاده‌های ماشین و آب نسبت به سایر نهاده‌ها بیش‌تر بود. نتایج مقایسه مدل رگرسیون با مدل شبکه عصبی و انفیس نشان داد که مدل انفیس مقدار خروجی را با دقت بیش‌تری نسبت به بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی برآورد کرد و شبکه عصبی مصنوعی هم نسبت به مدل رگرسیون تخمین بهتری را نشان داد.

واژه‌های کلیدی: مزارع روباز، کود شیمیایی، ضریب همبستگی، روش پارامتری کاب - داگلاس

۱ و ۲. به ترتیب دانشجوی کارشناسی‌ارشد و استادیار، گروه بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان، ایران

Email: hbagherpour@basu.ac.ir

* نویسنده مسئول
www.SID.ir

جایگزین روش‌های متداول مورد توجه زیادی قرار گرفته است (کیلن^۵ و همکاران، ۲۰۰۴).

یکی دیگر از روش‌های هوش مصنوعی که ترکیبی از شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم‌های فازی است و مزایای دو مدل را ارائه می‌کند سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی (انفیس^۱) است (ندرلو^۷ و همکاران، ۲۰۱۲).

ساختار این سامانه، ساختار شبکه‌ای شبیه روش شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد که متغیرهای ورودی را از طریق توابع عضویت ورودی و پارامترهای مربوطه و سپس از راه توابع عضویت خروجی و پارامترهای مربوطه به متغیرهای خروجی، مدل می‌کند. در میان روش‌های نوین مدل‌سازی، سامانه‌های فازی از جایگاه ویژه‌ای در زمینه‌های مختلف و به‌طور خاص در علوم کشاورزی برخوردار است (یانگ^۸ و همکاران، ۲۰۰۳).

تاکنون مطالعات گسترده‌ای در حوزه انرژی و کشاورزی با به‌کارگیری روش‌های مذکور صورت گرفته است. اردال^۹ و همکاران (۲۰۰۷) به بررسی انرژی‌های ورودی برای تولید چغندر قند در ۱۴۶ مزرعه در ترکیه پرداختند. بر طبق نتایج این تحقیق کل انرژی مصرف شده برای تولید یک هکتار چغندر قند برابر با ۳۹۶۸۵/۵۱ مگاژول می‌باشد که ۴۹ درصد انرژی ورودی مربوط به انرژی کود بوده است. بررسی مصرف انرژی در تولید سیب درختی در استان اصفهان و پرتقال در استان گیلان از جمله تحقیقاتی است که به ترتیب توسط رفیعی^{۱۰} و همکاران (۲۰۱۰) و نبوی پله سرایی (۱۳۹۳) در زمینه تحلیل انرژی در کشاورزی انجام گرفت.

پهلوان^{۱۱} و همکاران (۲۰۱۲) مدل‌های مختلف شبکه عصبی را برای تخمین عملکرد تولید ریحان گلخانه‌ای در ایران مطالعه نمودند. نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی با ساختار ۷-۲۰-۱ می‌تواند ارزش بازدهی را با دقت بیشتری پیش‌بینی کند. رحمان و بلا^{۱۲} (۲۰۱۰) از روش شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی میزان ماده خشک گیاه کنف در بنگلادش با استفاده از پارامترهای شرایط اقلیمی استفاده کردند. براساس گزارش آن‌ها بهترین مدل دارای ساختار ۱-۵-۹-۶ بود.

کاول و همکاران، به‌منظور پیش‌بینی میزان عملکرد محصولات سویا و ذرت در ماریلند (آمریکا) با استفاده از

امروزه نیاز کشاورزی به انرژی به شدت افزایش یافته، پس نیاز شدیدی به متعادل کردن مصرف انرژی در کشاورزی است (رحیمیان، ۱۳۹۴). یکی از الزامات اصلی برای کشاورزی پایدار استفاده از انرژی کارآمد است استفاده از انرژی در بخش کشاورزی در پاسخ به جمعیت روبه رشد جهانی، زمین قابل کشت محدود و میل به استاندارد بالاتر زندگی افزایش می‌یابد (نبوی پله سرایی و همکاران، ۱۳۹۳). این بخش مانند سایر بخش‌ها، به‌طور قابل توجهی به منابع انرژی مانند برق، سوخت، گاز طبیعی و زغال‌سنگ وابسته است. به‌طور پیوسته تقاضا برای افزایش تولید غذا موجب افزایش شدت استفاده از کودهای شیمیایی، سموم، ماشین‌های کشاورزی و سایر منابع طبیعی شده است. افزایش در شدت مصرف انرژی سلامت انسان‌ها و محیط‌زیست را تهدید می‌کند و این امر موجب تباهی صلح و پیشرفت جهان است (دالگار^۱ و همکاران، ۲۰۰۱).

استفاده مؤثر از انرژی در بخش کشاورزی نقش اساسی در پایداری تولید، بهینه‌سازی اقتصادی سامانه، حفظ ذخایر سوخت‌های فسیلی و کاهش آلودگی هوا دارد. تجزیه و تحلیل انرژی در کشاورزی می‌تواند در ارزیابی اثر فعالیت‌های انسان بر تعادل و ثبات محیطی حاصل از الگوهای جریان انرژی و تغییر آن‌ها مورد استفاده قرار گیرد (رحیمی‌زاده و همکاران، ۱۳۸۶). مقدار انرژی مصرف‌شده در تولید، پردازش و توزیع کشاورزی به میزان قابل توجهی بالا است و از آنجایی که تولید محصول و تأمین مواد غذایی به‌طور مستقیم با انرژی همراه است بنابراین مصرف مقدار مناسب انرژی و استفاده مؤثر و کارآمد آن کاملاً ضروری است (محمدی و امید^۲، ۲۰۱۰).

مدل‌سازی انرژی یک موضوع جالب برای مهندسی و دانشمندان است که با تولید، مصرف انرژی و اثرات زیست‌محیطی مرتبط می‌باشد (القندور^۳ و همکاران، ۲۰۰۹). تاکنون روش‌های مختلفی برای مدل‌سازی انرژی مصرفی در کشاورزی استفاده شده است. یکی از روش‌هایی که توجه پژوهشگران را به خود جلب کرده است، شبکه‌های عصبی مصنوعی است (آیدین^۴، ۲۰۱۴). امروزه استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی که ابزار محاسباتی ارزشمندی برای مدل‌سازی است به‌طور روزافزون برای حل مسائل پیچیده و به‌عنوان

5. Ceylan
6. ANFIS
7. Naderloo
8. Yang
9. Erdal
10. Rafiee
11. Pahlavan
12. Rahman and Bala

1. Dalgaard
2. Mohammadi and Omid
3. Al-Ghandoor
4. Aydin

این روش توسط کوکران^۳ (1977) به شرح زیر توصیف شده بود:

$$n = \frac{\frac{z^2 pq}{d^2}}{1 + \frac{1}{N} \left(\frac{z^2 pq}{d^2} - 1 \right)} \quad (1)$$

که در آن n حجم نمونه موردنیاز، N تعداد مزرعه در جامعه هدف است که برابر است با ۶۰، Z ضریب قابلیت اطمینان (برابر با ۱/۹۶، که نشان‌دهنده سطح اطمینان ۰/۹۵)، p (نسبتی از جمعیت دارای صفت معین)، q، (1-p) و d انحراف مجاز نسبت خطا از متوسط جمعیت است. با توجه به حجم کشاورزان منطقه و با در نظر گرفتن مقدار ۰/۵ برای p و q و ۰/۰۵ برای d، حجم نمونه محاسبه شده در این مطالعه ۵۰ به دست آمد که به صورت تصادفی انتخاب شدند.

محاسبه انرژی ورودی و خروجی

در این مطالعه، نیروی انسانی، ماشین‌ها و تجهیزات (تراکتور، دیسک و گاوآهن و ...)، سوخت دیزل، کودهای شیمیایی و دامی، سموم و آب آبیاری به‌عنوان نهاده‌های ورودی و عملکرد توت‌فرنگی به‌عنوان ستانده در نظر گرفته شد. برای تعیین میزان انرژی معادل نهاده‌ها و ستانده‌ها، از مقادیر انرژی معادل (جدول ۱) آن نهاده یا ستانده بهره گرفته شد. برای محاسبه انرژی ورودی و خروجی هر یک از نهاده‌ها و ستانده‌ها، میزان مصرف هر یک از آن‌ها در انرژی معادل آن نهاده یا ستانده ضرب شد.

شاخص‌های انرژی

در این قسمت از پژوهش از شاخص‌های مختلف انرژی در سامانه‌های تولیدی که امکان شناخت جامع از وضعیت کشاورزی را ممکن می‌سازد، استفاده می‌شود که برخی از این شاخص‌ها شامل نسبت انرژی، بهره‌وری انرژی، افزوده خالص انرژی و انرژی ویژه است که یکی از مهم‌ترین اقدامات در فرآیند تحلیل انرژی محسوب می‌شوند. روابط محاسبه این شاخص‌ها به شرح زیر است.

$$\text{نسبت انرژی} = \frac{\text{(مگاژول در هکتار) انرژی ستانده}}{\text{(مگاژول در هکتار) انرژی نهاده}} \quad (2)$$

$$\text{بهره‌وری انرژی} = \frac{\text{(کیلوگرم در هکتار) تولید نهایی}}{\text{(مگاژول در هکتار) انرژی نهاده}} \quad (3)$$

$$\text{انرژی ویژه} = \frac{\text{(مگاژول در هکتار) انرژی ورودی}}{\text{(کیلوگرم در هکتار) تولید نهایی}} \quad (4)$$

$$\text{انرژی ورودی} - \text{انرژی خروجی} = \text{افزوده خالص انرژی} \quad (5)$$

میانگین بارندگی در دوره‌های مختلف رشد محصولات، از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی استفاده کرده و نتایج به‌دست‌آمده را با نتایج مدل رگرسیون خطی مقایسه کردند. نتایج مطالعه آن‌ها نشان داد که مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به مدل رگرسیونی می‌تواند عملکرد محصولات موردنظر را در مناطق مورد مطالعه با دقت بیش‌تری برآورد کند (کاول^۱ و همکاران، 2005).

خوشنویسان^۲ و همکاران (2013) به‌منظور پیش‌بینی عملکرد سیب‌زمینی چندین مدل انفیس چند لایه را براساس انرژی‌های ورودی بررسی کردند و در نهایت بهترین مدل را انتخاب نمودند که مشخصات آماری یعنی R و RMSE برای بهترین مدل پیشنهادی آن‌ها به ترتیب ۰/۹۸ و ۰/۰۲۹ به دست آمد.

از آنجا که مطالعات اندکی در زمینه بررسی میزان مصرف انرژی در تولید توت‌فرنگی مزرعه روباز در کشور انجام شده است و همچنین تجزیه و تحلیل انرژی و محاسبه شاخص‌های انرژی برای محصول توت‌فرنگی تاکنون در خوزستان صورت نگرفته است، هدف این مطالعه تعیین میزان انرژی ورودی و خروجی و همچنین ارزیابی عملکرد مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و انفیس در مقایسه با روش مدل‌سازی رگرسیونی، نتایج به‌دست‌آمده از این مدل‌ها با یکدیگر مقایسه شده است.

مواد و روش‌ها

جمع‌آوری اطلاعات موردنیاز

این پژوهش در شهر دزفول، استان خوزستان انجام شد. اطلاعات موردنیاز با استفاده از پرسش‌نامه و بررسی حضوری از توت‌فرنگی‌کاران شهرستان دزفول در فروردین و اردیبهشت ۱۳۹۶ جمع‌آوری گردید. پرسش‌نامه شامل سوالاتی در مورد استفاده از ورودی‌های مختلف (سوخت، برق، کود، آفت‌کش‌ها و غیره)، مقدار زمین‌های کشت شده توسط کشاورز، عملکرد توت‌فرنگی، کل ساعات کار از آماده‌سازی زمین تا برداشت توت‌فرنگی، کل ساعات کار ماشین‌آلات و تجهیزات و غیره بود. در مراحل مختلف این پژوهش علاوه بر داده‌های حاصل از مصاحبه از آمار و اطلاعات سازمان جهاد کشاورزی استان نیز استفاده شد.

در این مطالعه، از فرمول کوکران برای برآورد حجم نمونه موردنیاز استفاده شد.

1. Kaul
2. Khoshnevisan

جدول ۱: ضرایب انرژی و استانداردها در تولید توت فرنگی

Table 1: Energy coefficients of inputs and outputs in strawberry production

منبع Reference	ضرایب انرژی (مگاژول/واحد) Energy coefficients (MJ Unit ⁻¹)	واحد Unit	عنوان Item	
(کیتانی و همکاران، ۱۹۹۹) (Kitani <i>et al.</i> , 1999)	1.96	ساعت h	۱. نیروی انسانی Human labor	
			۲. ماشین Machinery	
(پیشگر کومله و همکاران، ۲۰۱۲) (Pishgar-komleh, 2012)	9-10	کیلوگرم سال kg yr	تراکتورها Tractors	
(پیشگر کومله و همکاران، ۲۰۱۲) (Pishgar-komleh, 2012)	6-8		ماشین آلات Implement and Machinery	
(کیتانی و همکاران، ۱۹۹۹) (Kitani <i>et al.</i> , 1999)	47.8	لیتر L	۳. سوخت دیزل Diesel fuel	
			۴. کودهای شیمیایی Chemical fertilizers	
(بنابیان و همکاران، ۲۰۱۱) (Banaeian <i>et al.</i> , 2011)	66.14		نیتروژن Nitrogen	
(بنابیان و همکاران، ۲۰۱۱) (Banaeian <i>et al.</i> , 2011)	12.44		فسفات Phosphate	
(بنابیان و همکاران، ۲۰۱۱) (Banaeian <i>et al.</i> , 2011)	11.15	کیلوگرم kg	پتاسیم Potassium	ورودی‌ها Inputs
(خوشنویسان و همکاران، ۲۰۱۳) (Khoshnevisan <i>et al.</i> , 2013)	1.2		گوگرد Sulfur	
(بنابیان و همکاران، ۲۰۱۱) (Banaeian <i>et al.</i> , 2011)	120		ریزمغذی‌ها Micro-nutrients	
(پیشگر کومله و همکاران، ۲۰۱۲) (Pishgar-komleh, 2012)	0.3	کیلوگرم kg	۵. کود مرغی Farmyard manure	
(پیشگر کومله و همکاران، ۲۰۱۲) (Pishgar-komleh, 2012)	85	لیتر L	۶. سموم Toxicides	
			علف کش Herbicide	
(پیشگر کومله و همکاران، ۲۰۱۲) (Pishgar-komleh, 2012)	115	کیلوگرم kg	حشره کش Pesticide	
(پیشگر کومله و همکاران، ۲۰۱۲) (Pishgar-komleh, 2012)	295	کیلوگرم kg	قارچ کش Fungicide	
(امید و همکاران، ۲۰۱۱) (Omid <i>et al.</i> , 2011)	1.02	مترمکعب m ³	۷. آب برای آبیاری Water for irrigation	
(سینگ و همکاران، ۱۹۹۲) (Singh <i>et al.</i> , 1992)	1.9	کیلوگرم kg	توت فرنگی Strawberry	خروجی Output

ارزیابی شبکه عصبی مصنوعی

داده‌های ارزیابی تقسیم می‌شوند. ۷۰ درصد از داده‌های تحقیق به‌عنوان داده‌های آموزشی، ۱۵ درصد به‌عنوان داده‌های آزمون و ۱۵ درصد به‌عنوان داده‌های ارزیابی مدل مشخص می‌شوند. مطالعات انجام شده در ارتباط با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در کشاورزی گویای موفقیت استفاده از این تکنیک به‌منظور پیش‌بینی در امر تولیدات کشاورزی می‌باشد (موسوی اول و همکاران، ۱۳۹۰). چندین ساختار با استفاده از داده‌های تجربی برای تعیین بهترین مدل پیش‌بینی برای شبکه مورد بررسی قرار گرفته که یکی از ساده‌ترین و پرکاربردترین شبکه‌های پیشنهادی برای استفاده در مدل سازی شبکه عصبی، مدل پرسپترون چندلایه (Multi Layer Perceptron) می‌باشد

برای پیش‌بینی میزان عملکرد محصول با توجه به انرژی مصرفی توسط نهاده‌های مختلف برای مزارع مورد بررسی از مدل‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. شبکه عصبی مصنوعی در مدل سازی سامانه‌های پیچیده حتی در مواردی که داده‌های تجربی محدود در دسترس باشد، توانایی بالایی دارد (عمید و مصری گندشمین، ۱۳۹۵). به طوری که این شبکه‌ها قادر هستند هر رابطه بین ورودی و خروجی را با دقت دلخواه تخمین بزنند. در به‌کار بردن این روش از نرم افزار MATLAB R2014b بهره گرفته شده است. در مدل سازی این شبکه، داده‌ها به سه دسته‌ی داده‌های آموزشی، داده‌های آزمون و

خروجی نورون λ_m و b_j مقدار بایاس نورون لایه λ_m است (رحمان و بلا، ۲۰۱۰).

ارزیابی کارایی مدل به کمک معیارهایی از جمله ضریب تبیین (R^2) و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) انجام گرفت (مصری گندشمین^۴ و همکاران، ۲۰۱۰).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{q=1}^Q \sum_{k=1}^K (d_q^k - z_q^k)^2}{\sum_{q=1}^Q \sum_{k=1}^K z_q^k} \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{KQ} \sum_{q=1}^Q \sum_{k=1}^K (d_q^k - z_q^k)^2} \quad (10)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{q=1}^n |d_q - z_q| \quad (11)$$

که در آن d_q^k مولفه k ام از الگوی q ام خروجی شبکه بوده و z_q^k مولفه k ام مقدار واقعی از الگوی q ام و Q تعداد الگوها در مجموعه داده‌های آزمون و K تعداد متغیرهای خروجی است.

ارزیابی سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS)
 در این تحقیق از روش عصبی-فازی که ترکیبی از شبکه‌های عصبی و سامانه‌های فازی به منظور ایجاد یک ابزار قدرتمند در مدل‌سازی می‌باشد، جهت مدل‌سازی انرژی باتوجه به انرژی‌های ورودی (انرژی نیروی انسانی، سوخت، ماشین‌ها و ادوات، کود، سم و آب آبیاری) در زمین‌های توت‌فرنگی شهرستان دزفول بهره گرفته شده است.

یکی از محدودیت‌ها در استفاده از انفیس برای مدل‌سازی، تعداد پارامترهای ورودی می‌باشد که اگر از پنج ورودی تجاوز کند قادر به مدل‌سازی خروجی باتوجه به این ورودی‌ها نیست و دلیلش افزایش تعداد قواعد و زمان محاسبات می‌باشد که برای مقابله با این محدودیت می‌توان از روش‌هایی مانند خوشه‌بندی داده‌ها استفاده کرد (خوشنویسان و همکاران، ۲۰۱۴). در این پژوهش، نهاده‌های ورودی دو به دو با هم ترکیب شدند و هرکدام وارد یک شبکه انفیس استاندارد شدند. در مرحله دوم، پارامترهای ورودی به چهار دسته تقسیم شدند و ۷ نوع انفیس (ANFIS 1، ANFIS 2، ANFIS 3، ANFIS 4، ANFIS 5، ANFIS 6 و ANFIS 7) ایجاد شد که جواب نهایی، نتیجه به دست آمده از ANFIS 7 می‌باشد.

انفیس ۵، ترکیب مقادیر پیش‌بینی شده از انفیس ۱ و ۲ و انفیس ۶، ترکیب مقادیر پیش‌بینی شده انفیس ۳ و ۴ بود. و در

(باقرپور، ۱۳۹۳). شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه بر پایه الگوریتم پس انتشار خطا شایع‌ترین شبکه عصبی مصنوعی است که متشکل از چندین لایه از عناصر پردازنده ساده به نام نورون است. این شبکه شامل یک لایه از سلول‌های عصبی ورودی، یک لایه سلول‌های عصبی خروجی و یک یا چندلایه پنهان می‌باشد. الگوریتم پس انتشار خطا، وزن‌های شبکه و مقادیر بایاس را در جهتی تغییر می‌دهد که تابع عملکرد با سرعت بیش‌تری کاهش یابد (خوشنویسان و همکاران، ۲۰۱۳).

به دلیل ماهیت متفاوت مقادیر، داده‌های موردبررسی برای استفاده در شبکه‌های عصبی با استفاده از رابطه زیر بین اعداد ۰ تا ۱ نرمال شدند تا حساسیت شبکه عصبی حفظ شود.

$$X_{normal} = \frac{(x - x_{min})}{(x_{max} - x_{min})} \quad (6)$$

نهاده‌های مورد استفاده به منظور برآورد انرژی موردبررسی با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی شامل انرژی نهاده‌های نیروی انسانی، کودهای شیمیایی و دامی، سم، سوخت، آب و ماشین بودند و میزان انرژی محصول نیز به عنوان خروجی مدل در نظر گرفته شد. تعداد نورون‌های لایه‌های ورودی و خروجی به ترتیب برابر ۷ و ۱ تعیین گردید (دروماند^۱ و همکاران، ۲۰۰۳). در این پژوهش ساختارها با یک لایه مخفی و تعداد نورون‌های مختلف با استفاده از داده‌های تجربی برای تعیین بهترین مدل پیش‌بینی موردبررسی قرار گرفتند. در این مطالعه، از الگوریتم یادگیری لوببرگ-مارکوات^۲ برای به‌هنگام‌سازی وزن‌های شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. در شبکه‌های پس انتشار از تابع انتقال سیگموئید (رابطه ۶) که یک تابع انتقال غیرخطی است استفاده می‌شود که در آن از بردارهای ورودی و هدف برای تقریب یک تابع، یافتن رابطه ورودی و خروجی و دسته‌بندی ورودی‌ها براساس روش تعیین شده طراح شبکه استفاده می‌شود.

$$Y_j = \frac{1}{1 + \exp(-X_j)} \quad (7)$$

X_j : مجموع ورودی‌های وزن‌دار هریک از نورون‌های لایه λ_m است و از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$X_j = \sum_{i=1}^m W_{ij} \times Y_i + b_j \quad (8)$$

برای شبکه‌های پس انتشار پیش‌رو و پیش‌خور، m نشانگر تعداد نورون‌های لایه خروجی، W_{ij} وزن بین لایه i و j ، Y_i

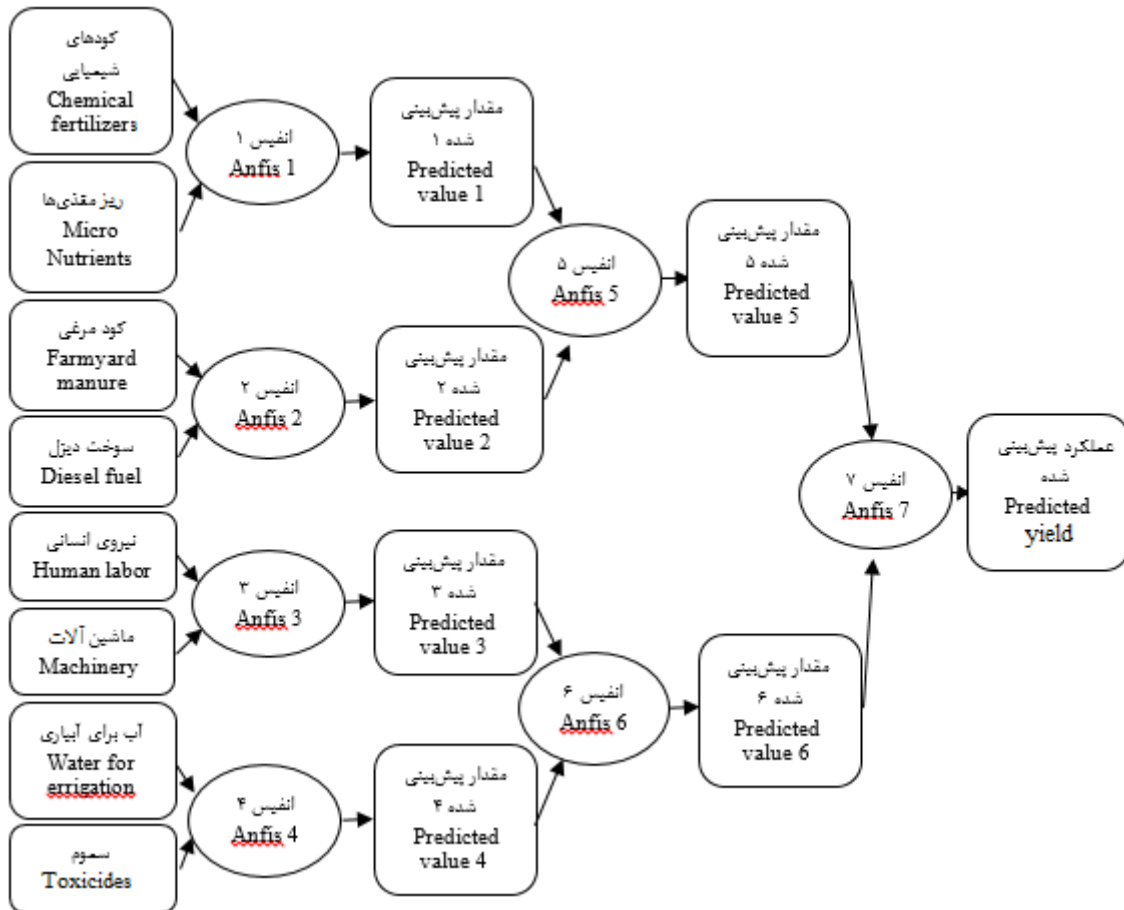
3. Rahman and Bala
 4. Mesri-Gundoshmian

1. Drummond
 2. Levenberg Marquard

پیش‌بینی شده از دو انفیس ۳ و ۴ برای انفیس ۶ و بهترین عملکرد پیش‌بینی شده از دو انفیس ۵ و ۶ برای انفیس ۷ در نظر گرفته شد. ضمن این‌که خروجی برای تمام مدل‌های انفیس میزان عملکرد محصول می‌باشد. تمام انفیس‌ها با توابع عضویت زنگوله‌ای (Gbellmf) و گوسی (Gaussmf) با تعداد ورودی ۳ موردارزیابی و بررسی قرار گرفتند. توزیع انرژی‌های ورودی در مدل‌های انفیس جهت مدل‌سازی انرژی محصول توت‌فرنگی در شکل ۱ آورده شده است.

آخرین مرحله، مقادیر پیش‌بینی شده از انفیس ۵ و ۶ به‌عنوان ورودی انفیس ۷ باهم ترکیب شدند.

سیگنال‌های ورودی برای مدل‌سازی انرژی محصول توت‌فرنگی در این پژوهش، انرژی کودهای شیمیایی ماکرو و میکرو برای ANFIS 1، انرژی کود مرغی و دیزل برای ANFIS 2، انرژی نیروی انسانی و ماشین برای ANFIS 3، انرژی سموم و آب برای ANFIS 4، بهترین عملکرد پیش‌بینی شده از دو انفیس ۱ و ۲ برای انفیس ۵، بهترین عملکرد



شکل ۱: توزیع انرژی‌های ورودی در مدل‌های انفیس جهت مدل‌سازی انرژی توت‌فرنگی

Fig. 1: Distribution of input energy in ANFIS models for modeling the energy of strawberry

از آن جمله می‌توان به ثابت بودن کشت‌های جزیبی تولید و هم‌چنین ناتوانی این نوع الگو در نشان دادن نواحی مختلف تولید اشاره کرد (موسوی اول، ۱۳۹۰).

شکل عمومی این تابع به این صورت است:

$$Y=f(x) \exp(u) \quad (12)$$

که $f(x)$ نهاده‌های تولیدی و u میزان مطلوبیت است. در حالت کلی برای برآورد ضرایب تابع تولید کاب - داگلاس ابتدا باید از طریق لگاریتم‌گیری آن را به یک رابطه خطی تبدیل نمود. که به صورت رابطه (۱۳) می‌باشد (بخشوده، ۱۳۷۵):

ارزیابی مدل رگرسیون

در این مطالعه از روش رگرسیون که یک روش پارامتری است برای برقراری رابطه بین نهاده‌ها و عملکرد استفاده شد یکی از انواع توابع تولید که در مطالعات مختلف مربوط به تولید محصولات کشاورزی همانند سایر صنایع کاربرد زیادی داشته و دارد، تابع کاب داگلاس است. یکی از علل استفاده از این نوع تابع، سهولت تفسیر نتایج حاصله است. این تابع کمک می‌کند که به سادگی نوع بازده نسبت به مقیاس، کارایی عوامل تولید و نیز حساسیت جانشینی بین آن‌ها و حساسیت تولید آن‌ها تعیین گردد. ولی این تابع تولید دارای معایبی نیز می‌باشد که

می‌دهد. کودهای شیمیایی با سهم ۵۰ درصد بیش‌ترین میزان مصرف انرژی را به خود اختصاص داده است. از میان کودهای شیمیایی، نیتروژن با ۳۶/۹ درصد، بیش‌ترین سهم را از میان سایر کودها دارد. پس از کودهای شیمیایی، نیروی انسانی ۲۰/۴ درصد سهم را به خود اختصاص داد. هم‌چنین کم‌ترین سهم انرژی مصرفی را ماشین به خود اختصاص می‌دهد.

تحلیل شاخص‌های انرژی

جدول ۳ شاخص‌های انرژی شامل نسبت انرژی، بهره‌وری انرژی، افزوده خالص انرژی و شدت انرژی در تولید توت‌فرنگی در مزارع روباز را نشان می‌دهد. منفی شدن افزوده خالص انرژی بیانگر این است که مقدار انرژی ورودی بیش‌تر از خروجی شده و لازم است توجه بیش‌تری به مصرف انرژی ورودی از جمله کودهای شیمیایی داشت.

آنالیز مدل شبکه عصبی مصنوعی

در انتخاب بهترین مدل شبکه، دو شاخص ضریب همبستگی و ریشه میانگین مربعات خطا مورد استفاده قرار گرفتند. شبکه‌ای که بیش‌ترین مقدار R^2 و کم‌ترین مقدار RMSE را داشت، به‌عنوان شبکه مناسب انتخاب شد. میزان خطا و ضریب همبستگی برای داده‌های آموزش در جدول ۴ نشان داده شده است. از میان الگوریتم‌های آموزش مورداستفاده، الگوریتم لونیبرگ مارکوارت به‌دلیل داشتن کم‌ترین میزان خطا و دقت بالاتر انتخاب شد.

براساس نتایج این مدل‌سازی، شبکه عصبی مصنوعی با یک لایه ورودی با ۷ نورون، یک لایه پنهان با ۶ نورون و یک لایه خروجی با یک نورون (۷-۶-۱) به‌عنوان مناسب‌ترین شبکه انتخاب شد.

$$\ln Y_i = \alpha + \sum_{j=1}^n \alpha_j \ln(X_{ij}) + e_i \quad (13)$$

که در آن:

Y_i : انرژی خروجی مزرعه آم

α : ضریب ثابت

α_j : ضریب رگرسیونی نهاده‌ها

X_{ij} : نهاده‌های مورد استفاده در تولید

e_i : ضریب خطا

در این مطالعه متغیرهای مستقل، انرژی نهاده‌ها و متغیر وابسته، میزان انرژی محصول در هکتار می‌باشد.

متغیرهای مستقل شامل انرژی ماشین‌ها، سوخت، کارگر، کودهای شیمیایی و مرغی، سموم و آب برای بررسی رابطه بین انرژی نهاده‌ها و عملکرد است.

برای تحلیل میزان تغییر در خروجی با توجه به میزان تغییر در ورودی‌ها از نرخ بازگشت به مقیاس استفاده شده است. این شاخص از مجموع ضرایب به‌دست‌آمده از معادلات رگرسیونی محاسبه می‌شود. به‌منظور تعیین حساسیت نهاده‌های انرژی ورودی در تولید توت‌فرنگی برای بررسی تأثیر افزایش یا کاهش هر یک از نهاده‌ها بر عملکرد محصول مورداستفاده قرار می‌گیرد. بدین منظور از شاخص تولید فیزیکی نهایی^۱ (MPP) استفاده می‌شود. مقدار MPP برای هر یک از نهاده‌ها توسط فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$MPP_{x_j} = \frac{GM(Y)}{GM(X_j)} \times \alpha_j \quad (14)$$

که در آن:

MPP_{x_j} : تولید فیزیکی نهایی نهاده Z_j ، $GM(Y)$: میانگین

هندسی عملکرد محصول، $GM(X_j)$: میانگین هندسی نهاده Z_j

و α_j : ضریب رگرسیون نهاده Z_j است.

نتایج و بحث

آنالیز انرژی

انرژی نهاده‌ها و ستانده‌ها در تولید توت‌فرنگی

میزان مصرف انرژی نهاده‌ها و انرژی ستانده در جدول ۲ نمایش داده شده است. همان‌طور که دیده می‌شود به‌طور متوسط برای کشت یک هکتار توت‌فرنگی در منطقه موردبررسی ۳۶۲۵۷/۲۵ مگاژول انرژی از منابع مختلف مصرف گردید. در مقابل متوسط انرژی ستانده در کشت این محصول ۳۰۰۰۶/۵۱ مگاژول در هکتار برآورد شد. جدول ۱ سهم هر یک از نهاده‌های انرژی در کشت یک هکتار توت‌فرنگی در منطقه موردبررسی را نشان

جدول ۲: انرژی نهاده‌ها و استانداردها در تولید توت فرنگی (مگاژول بر هکتار)

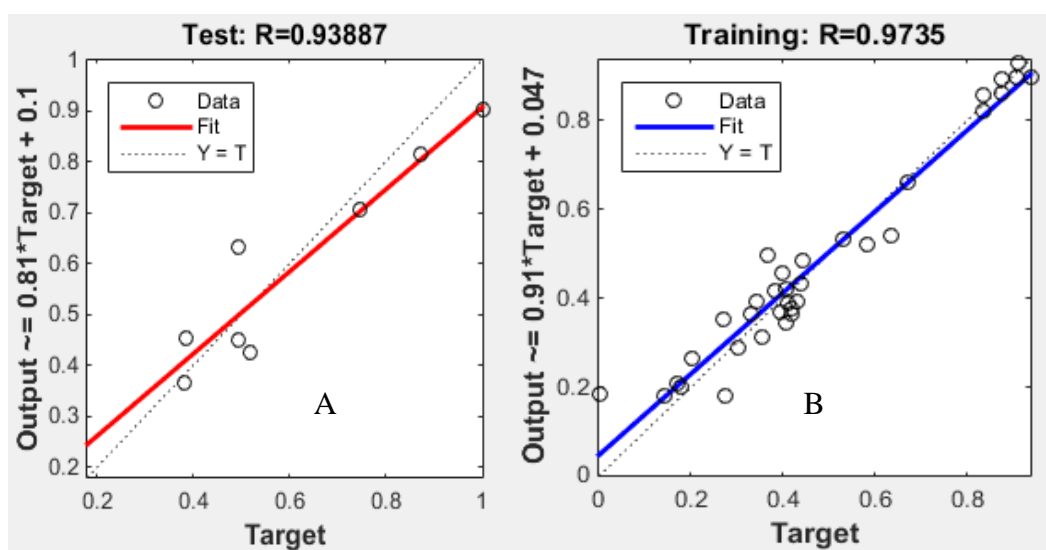
Table 2: Energy of inputs and outputs in strawberry production (MJ/ha)

درصد Percentage	مقدار انرژی (مگاژول بر هکتار) Energy value (MJ.ha ⁻¹)	عنوان Item	
20.4	7427.42	نیروی انسانی Human labor	
0.83	300.905	ادوات و ماشین‌ها Equipment and machines	
5.9	2148.13	سوخت دیزل Diesel fuel	
50	18139.84	کودهای شیمیایی Chemical fertilizer	نهاده Input
4.3	1578.84	کودهای مرغی Farmyard manure	
15.9	5761.74	سموم شیمیایی Chemical toxicides	
2.4	900.37	آب برای آبیاری Water for irrigation	
	30006.51	توت فرنگی Strawberry	ستاده Output

جدول ۳: شاخص‌های انرژی در تولید توت فرنگی

Table 3: Energy indicators in strawberry production

مقدار Value	واحد Unit	عنوان Item
0.85	-	نسبت انرژی Energy ratio
0.45	کیلوگرم بر مگاژول kg/MJ	بهره‌وری انرژی Energy productivity
-6250.74	مگاژول بر هکتار MJ/ha	افزوده خالص انرژی Net energy gain
2.2	مگاژول بر کیلوگرم MJ/kg	انرژی ویژه Specific energy



شکل ۲: ضریب همبستگی بین مقادیر واقعی انرژی و مقادیر پیش‌بینی شده (A آموزش و B تست)

Fig. 2: Correlation coefficient between actual energy values and predicted values of test and training data

جدول ۴: نتایج آزمون مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی انرژی توت‌فرنگی

Table 4: Results of modeling Artificial Neural Network for the prediction of strawberries energy

میانگین خطای مطلق MAE	ضریب همبستگی R ²	مجموع مربعات خطا RMSE	نورون لایه مخفی Neurons of hidden layers	الگوریتم آموزش Training algorithm
0.071	0.90	0.107	4	Levenberg Marquard
0.042	0.93	0.090	5	Levenberg Marquard
0.020	0.97	0.056	6	Levenberg Marquard
0.048	0.95	0.070	7	Levenberg Marquard
0.030	0.96	0.064	4	Bayesian Regularization
0.021	0.97	0.063	5	Bayesian Regularization
0.020	0.96	0.063	6	Bayesian Regularization
0.052	0.95	0.084	4	Scaled Conjugate Gradient
0.061	0.95	0.080	5	Scaled Conjugate Gradient
0.039	0.93	0.086	6	Scaled Conjugate Gradient

آنالیز مدل رگرسیون

برای مدل‌سازی رگرسیونی توابع انرژی و تولید در کشت توت‌فرنگی با استفاده از نرم‌افزار SPSS 25.0 استخراج شده و بدین ترتیب تأثیر هر یک از نهاده‌های انرژی، بر افزایش عملکرد محصول با استفاده از ضرایب مدل رگرسیونی و مقدار تولید فیزیکی نهائی (MPP) مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج برآورد ضرایب رگرسیون در جدول ۶ نشان داده می‌شود. با توجه به جدول، تأثیر انرژی نهاده سموم شیمیایی بر روی عملکرد محصول در سطح ۱٪ معنی‌دار بود. همچنین تأثیر کودهای شیمیایی و دامی بر روی عملکرد محصول در سطح ۵٪ معنی‌دار بود. علاوه بر این، نتایج نشان داد که نهاده سموم در تولید توت‌فرنگی بیش‌ترین تأثیر را دارد به طوری که افزایش ۱۰٪ در میزان انرژی مصرفی کود مرغی باعث افزایش ۴/۴٪ در میزان عملکرد خواهد شد. از طرف دیگر، تأثیر استفاده از نیروی کارگری و سوخت در تولید توت‌فرنگی بر روی عملکرد منفی بود به این معنی که با افزایش نیروی کارگری و سوخت میزان عملکرد محصول کاهش می‌یابد. نتایج تحلیل حساسیت نهاده‌های انرژی بر روی عملکرد محصول نشان می‌دهد بیش‌ترین میزان تولید فیزیکی نهایی (MPP) مربوط به استفاده از انرژی ماشین و بعد از آن آب می‌باشد. این موضوع نشان می‌دهد که استفاده بیش‌تر از ماشین در تولید توت‌فرنگی بیش‌ترین تأثیر را بر روی افزایش عملکرد خواهد گذاشت. پس افزایش درجه مکانیزاسیون در عملیات مزرعه‌ای پیشنهاد می‌گردد. مقدار دوربین واتسون ۱/۹۹ محاسبه شد که نشان‌دهنده‌ی عدم وجود خودهمبستگی در سطح ۰/۰۵ می‌باشد. همچنین مقدار ضریب تبیین (R²)، RMSE و MAE به ترتیب ۰/۹۰، ۰/۰۷۶ و ۰/۰۵۳ تخمین زده شد.

برای انرژی محصول توت‌فرنگی ضریب همبستگی برای داده‌های آموزش و تست به ترتیب ۰/۹۷۳۵ و ۰/۹۳۸۸ به دست آمد که نشان‌دهنده اطمینان بالا به شبکه‌های ایجاد شده است. در شکل ۲ ضریب همبستگی بین مقادیر واقعی انرژی و مقادیر پیش‌بینی شده انرژی برای داده‌های آموزش و تست نشان داده شده است. برای داده‌های کالیبراسیون ارتباط خطی مناسب‌تری بین خروجی مدل با داده‌های واقعی وجود دارد و نشانگر آموزش مناسب شبکه و یادگیری خوب آن است. برای داده‌های تست هرچند این ارتباط تا حدودی کمی شیفت پیدا کرده است ولی وجود مقدار ضریب همبستگی بالا بیانگر توان بالای مدل شبکه عصبی می‌باشد.

آنالیز مدل انفیس

برای مدل‌سازی با انفیس، داده‌ها با نرم‌افزار MATLAB R2014b و با قابلیت کدنویسی تحلیل گردید، سپس کم‌ترین مقدار خطا و همچنین بالاترین مقدار ضریب همبستگی (R²) به دست آمد. در ساختار ایجاد شده برای مدل‌سازی انرژی خروجی توت‌فرنگی تعداد توابع عضویت برای هر ورودی ۳ در نظر گرفته شد. مشخصات بهترین مدل جهت مدل‌سازی انرژی توت‌فرنگی برای هر انفیس در جدول ۵ آورده شده است.

برای مدل‌سازی انرژی توت‌فرنگی با استفاده از روش عصبی-فازی تمامی انفیس‌ها (ANFIS 1)، (ANFIS 2)، (ANFIS 3)، (ANFIS 4)، (ANFIS 5)، (ANFIS 6) و (ANFIS 7) با تابع عضویت زنگوله‌ای (Gbell) به ترتیب با مقدار ضریب همبستگی ۰/۹۰۳، ۰/۹۴۶، ۰/۶۲۲، ۰/۹۲۲، ۰/۹۶۷، ۰/۹۴۷ و ۰/۹۷۹ به عنوان بهترین مدل معرفی شدند. همان‌طور که در جدول ۵ نشان داده شده است، شاخص‌های آماری R² و RMSE برای انفیس نهایی به ترتیب ۰/۹۷۹ و ۰/۰۴۹ می‌باشد که نشانگر توانایی بالای انفیس ۷ در برآورد مقدار انرژی توت‌فرنگی تولید شده می‌باشد.

جدول ۵: مشخصات انفیس های پیشنهادی برای مدل سازی انرژی محصول توت فرنگی

Table 5: Specification of proposed anfis for modeling the energy of strawberry

میانگین خطای مطلق MAE	مجموع مربعات خطا RMSE	ضریب همبستگی R ²	روش یادگیری Learning method	تعداد توابع عضویت Number of MF		نوع توابع عضویت Type of MF		عنوان Item
				اپوک Epoch	ورودی Input	خروجی Output	ورودی Input	
0.096	0.105	0.903	هیبرید Hybrid	4	3.3	خطی Linear	زنگوله ای Gbell	انفیس ۱ Anfis 1
0.080	0.079	0.946	هیبرید Hybrid	4	3.3	خطی Linear	زنگوله ای Gbell	انفیس ۲ Anfis 2
0.082	0.200	0.577	هیبرید Hybrid	4	3.3	خطی Linear	زنگوله ای Gbell	انفیس ۳ Anfis 3
0.050	0.098	0.917	هیبرید Hybrid	4	3.3	خطی Linear	زنگوله ای Gbell	انفیس ۴ Anfis 4
0.033	0.062	0.967	هیبرید Hybrid	4	3.3	خطی Linear	زنگوله ای Gbell	انفیس ۵ Anfis 5
0.025	0.051	0.977	هیبرید Hybrid	4	3.3	خطی Linear	زنگوله ای Gbell	انفیس ۶ Anfis 6
0.012	0.047	0.981	هیبرید Hybrid	4	3.3	خطی Linear	زنگوله ای Gbell	انفیس ۷ Anfis 7

جدول ۶: مدل سازی و تحلیل حساسیت مصرف انرژی در تولید توت فرنگی

Table 6: Modeling and analyzing energy consumption sensitivity in strawberry production

MPP	t-ratio	ضرایب Coefficients	عنوان Item
Model: $\ln Y_i = a_0 + \alpha_1 \ln X_1 + \alpha_2 \ln X_2 + \alpha_3 \ln X_3 + \alpha_4 \ln X_4 + \alpha_5 \ln X_5 + \alpha_6 \ln X_6 + \alpha_7 \ln X_7 + e$			
-	1.50 ^b	19137.06	ثابت Constant
-0.12	-0.15	-0.17	انرژی کارگری Human labor energy
16.89	0.23	0.95	انرژی ماشین Machinery energy
-1.64	-0.72	-0.67	انرژی سوخت Fuel energy
0.97	3.46 ^a	1.05	انرژی سموم Toxicides energy
0.09	5.68 ^b	0.29	انرژی کود Fertilizer energy
4.46	0.07	0.75	انرژی آب Water energy
2.89	1.01 ^b	0.84	انرژی کود مرغی Chicken manure energy
		1.99	دوربین - واتسون Durbin watson
		0.90	R ²

a: معنی دار در سطح ۱ درصد، b: معنی دار در سطح ۵ درصد

a: Significant at 1 percent level, b: Significant at 5 percent level

نتیجه گیری

بوده که بیش تر مربوط به عملیات خاک ورزی می باشد. میانگین انرژی ورودی در تولید توت فرنگی ۳۶۲۵۷/۲۵ مگاژول بر هکتار به دست آمد، که عمدتاً به دلیل کودهای شیمیایی بود. منفی شدن افزوده خالص انرژی بیانگر این است که باید در مزارع توت فرنگی از نظر نحوه مصرف نهاده های انرژی به ویژه کودهای شیمیایی دقت بیشتری صورت گیرد.

باتوجه به نتایج به دست آمده، بیش ترین سهم مصرف انرژی در تولید توت فرنگی برای کودهای شیمیایی (۵۰ درصد) به دست آمد. بعد از کود، انرژی مربوط به نیروی انسانی (۲۰/۴ درصد) دومین سهم مصرف انرژی را به خود اختصاص داد. کم ترین میزان سهم مصرف انرژی مربوط به عملیات ماشین (۰/۸۳)

سامانه استنتاج عصبی-فازی تطبیقی چندلایه نتایج قابل قبول تری نسبت به دو مدل رگرسیون و شبکه عصبی نشان داد؛ که پارامترهای آماری نظیر ضریب همبستگی با مقدار ۰/۹۸ و مجذور میانگین مربعات خطای (۰/۰۴۷) بیانگر این حقیقت هستند. نتایج نشان داد که با نزدیک شدن به انفیس ۷، دقت پیش‌بینی (R) افزایش یافته و خطای میانگین مربعات (RMSE) کاهش می‌یابد و این نشانگر قدرت بالای انفیس ۷ در پیش‌بینی می‌باشد. نتایج کلی نشان می‌دهد که هر دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و انفیس توانایی خوبی در پیش‌بینی مقدار انرژی مصرفی نسبت به مدل رگرسیون داشته و به‌عنوان مدل تخمینی می‌توانند در ارزیابی انرژی مصرفی به‌کار گرفته شوند.

در این مطالعه انواع مختلفی از ساختارهای شبکه ANNs و ANFIS مورد بررسی قرار گرفت که در مدل شبکه عصبی، مدل ساخته شده با استفاده از الگوریتم لونیگ مارکوات با ساختار ۱-۶-۷ که در آن ضریب همبستگی و مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق به ترتیب برابر با ۰/۹۷، ۰/۰۵۶ و ۰/۰۲۰ به دست آمدند به‌عنوان بهترین ساختار ANNs مشخص گردید.

هم‌چنین برای مدل رگرسیون مقادیر R^2 ، RMSE و MAE به ترتیب ۰/۹۰، ۰/۰۷۶ و ۰/۰۵۳ تعیین شدند. هم‌چنین تأثیر مصرف انرژی توسط نهاده‌های مختلف بر روی تولید توت‌فرنگی با استفاده از روش پارامتری کاب-داگلاس و تولید فیزیکی نهایی مورد بررسی قرار گرفت و نتایج نشان داد تأثیر نهاده‌های ماشین و آب نسبت به سایر نهاده‌ها بیش‌تر بوده. هم‌چنین مدل

منابع

- باقرپور، ح. ۱۳۹۳. شبیه‌سازی فرآیند تولید سوخت بیودیزل حاصل از روغن‌های پسماند با استفاده از شبکه عصبی. مجله مدل‌سازی در مهندسی، ۳۹: ۱۴۸-۱۴۳.
- بخشوده، م. ۱۳۹۳. اقتصاد تولید (کاربرد آن در کشاورزی). چاپ چهارم. انتشارات دانشگاه شهید باهنر کرمان. ۴۱۴ صفحه.
- رحیمیان، ب. ۱۳۹۴. تعیین شاخص‌های اقتصادی، انرژی و زیست‌محیطی در کشت چند محصول (چغندر، گندم و نخود) در استان آذربایجان غربی به کمک تکنیک‌های هوش محاسباتی. پایان‌نامه کارشناسی‌ارشد. دانشگاه تهران، ۱۲۹ صفحه.
- رحیمی‌زاده، م.، مدنی، ح.، رضادوست، س.، مهربان، ا. و مرجانی، ع. ۱۳۸۶. تجزیه و تحلیل انرژی در بوم نظام‌های کشاورزی و راهکارهای افزایش کارایی انرژی. ششمین همایش ملی انرژی، تهران. ۱۲ صفحه.
- عمید، س. و مصری‌گندشمین، ت. ۱۳۹۵. مدل‌سازی راندمان انرژی در تولید مرغ گوشتی به کمک رویکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون. نشریه تحقیقات تولیدات دامی، ۵ (۲): ۸۵-۷۳.
- موسوی‌اول، س. ه. ۱۳۹۰. مقایسه الگوی مصرف انرژی و تحلیل شاخص‌های مکانیزاسیون در تولید سویا، کلزا و آفتابگردان در شهرستان‌های گرگان، علی‌آباد و کلاله در استان گلستان. پایان‌نامه کارشناسی‌ارشد. دانشگاه تهران، ۱۱۱ صفحه.
- نبوی پله‌سرایبی، ا. ۱۳۹۳. مدل‌سازی و بهینه‌سازی مصرف انرژی و میزان انتشار آلاینده‌گی با استفاده از سیستم‌های خبره در الگوی کشت غالب شهرستان‌های آستانه اشرفیه و لنگرود در استان گیلان. پایان‌نامه کارشناسی‌ارشد. دانشگاه تبریز. ۱۱۰ صفحه.
- Al-Ghandoor, A., Jaber, J. O., Al-Hinti, I., Mansour, I. M. 2009. Residential past and future energy consumption: Potential savings and environmental impact. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 13 (6-7): 1262-74.
- Aydin, G. 2014. Modeling of energy consumption based on economic and demographic factors: The case of Turkey with projections. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 35: 382-389.
- Ceylan, H., Guclu, A., Tutumluer, E. and Thompson, M. R. 2004. Use of artificial neural networks for back calculation of pavement layer moduli. 2004 FWD Users, October 2-5, university Inn, West Lafayette, Indiana.
- Cochran, W. G. 1977. *Sampling Techniques*, third ed. John Wiley & Sons, New York, 1-448.
- Dalgaard, T., Halberg, N. and Porter, J. R. 2001. A model for fossil energy use in Danish agriculture used to compare organic and conventional farming. *Agriculture, Ecosystem and Environment*, 1: 51-65.
- Drummond, S. T., Sudduth, K. A., Joshi, A., Birrell, S. J. and Kitchen, N. R. 2003. Statistical and neural methods for site-specific yield prediction. *Transactions of the ASAE*, 46 (1): 5-14.
- Erdal, G., Esengun, K., Erdal, H. and Gunduz, O. 2007. Energy use and economical analysis of sugar beet production in Tokat province of Turkey. *Energy*, 32: 35-41.
- Kaul, M., Hill, R.L., Walthall, C. 2005. Artificial neural networks for corn and soybean yield prediction. *Agricultural Systems*, 85: 1-18.
- 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.

- Khoshnevisan, B., Rafiee, S., Omid, M. and Mousazadeh, H. 2014. Prediction of potato yield based on energy inputs using multi-layer adaptive neuro-fuzzy inference system. *Measurement*, 47: 521-530.
- Kitani, O. 1999. *Energy and Biomass Engineering in: St. Joseph, M. A. (Ed.). CIGR Handbook of Agricultural Engineering*, 330 p.
- Mesri-Gundoshmian, T., Ghassemzadeh, H. R., Abdollahpour, S. and Navid, H. 2010. Application of artificial neural network in prediction of the combine harvester performance. *Food, Agriculture and Environment*, 8 (2): 721-724.
- Mohammadi, A. and Omid, M. 2010. Economical analysis and relation between energy inputs and yield of greenhouse cucumber production in Iran. *Applied Energy*, 87: 191-196.
- 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.
- Omid, M., Ghobjabeige, F., Delshad, M. and Ahmadi, H. 2011. Energy use pattern and benchmarking of selected greenhouses in Iran using data envelopment analysis. *Energy Conversion and Management*, 52: 153-62.
- Pahlavan, R., Omid, M. and Akram, A. 2012. Energy input–output analysis and application of artificial neural networks for predicting greenhouse basil production. *Energy*, 37 (1): 171-17.
- Pishgar-Komleh, SH., Ghahderijani, M. and Sefeedpari, P. 2012. Energy consumption and CO₂ emissions analysis of potato production based on different farm size levels in Iran. *Journal of Cleaner Production*, 33: 183-91.
- Rahman, M. M. and Bala, B. K. 2010. Modelling of jute production using artificial neural networks. *Biosystems Engineering*, 105 (3): 350-356.
- Rafiee, S., Mousavi Avval, S. H. and Mohammadi, A. 2010. Modeling and sensitivity analysis of energy inputs for apple production in Iran. *Energy*, 35: 3301-3306.
- Singh, S. and Mittal, J. P. 1992. *Energy in production agriculture*. New Delhi: Mittal Publications. 1-380.
- Yang, C., Prasher, S., Landry, J. and Ramaswamy, H. 2003. Development of an herbicide application map using artificial neural networks and fuzzy logic. *Agricultural Systems*, 76: 561-574.

Modeling Energy Consumption of Strawberries on the Basis of Energy Consumption Pattern Using Artificial Neural Network and Anfis and Regression in Dezfoul County

Sabzealipour¹, F. and Bagherpour^{2*}, H.

Abstract

This research was carried out to analyze and model energy consumption in the production of software in open fields using intelligent artificial neural network, multi-layered non-fuzzy inference scheme and regression. In order to estimate the amount of energy consumed, data were collected directly from 50 strawberry producers in Dezfoul. According to the results, the total input and output energy for this product was equal to 36257.25 and 30006.51 megajol per hectare. The highest amount of inputs was allocated to the amount of 18139.84 megajol per hectare and 50 percent to chemical fertilizers. According to the results of ANFIS model, the correlation coefficient and mean square error and mean absolute error for strawberries were 0.98, 0.047 and 0.012 respectively. Also, the values of these parameters for artificial neural network with optimal structure (7-6-1) were 0.97, 0.056 and 0.020 respectively and for regression were 0.90, 0.076 and 0.053 respectively. Also, the effect of energy consumption by different inputs on strawberry production was studied using the Cobb-Douglas parametric method and final physical production. The results showed that the impacts of machine and water inputs were higher than the other inputs. The results of the comparison of the regression model with the ANN and ANN model indicated that the anfis model estimates the output value more accurately than the best artificial neural network model and artificial neural network compared to the regression model.

Keywords: Open fields, Chemical fertilizers, Correlation coefficient, Cobb-Douglas parametric method

1 and 2. MSc Student and Assistant Professor, Respectively, Department of Biosystem Engineering, Faculty of Agriculture, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran

*: Corresponding author

Email: hbagherpour@basu.ac.ir