



کاربرد مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی انرژی ستانده در تولید مرغ گوشتی

ترحم مصری گندشمین^۱ و سماء عمید^{۲*}

۱- استادیار گروه مهندسی ماشین‌های کشاورزی، دانشکده فناوری کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی

۲- دانشجوی سابق کارشناسی ارشد مکانیزاسیون کشاورزی، گروه مهندسی ماشین‌های کشاورزی، دانشکده فناوری

کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی

ایمیل مکاتبه کننده: S_amid@yahoo.com

چکیده

در این تحقیق به بررسی مدل‌سازی مصرف انرژی تولید مرغ گوشتی پرداخته شده است. برای این منظور اطلاعات مورد نیاز از ۷۰ تولیدکننده مرغ گوشتی به طور تصادفی در منطقه کوهستانی در شمال غرب ایران جمع‌آوری شده است. در این مطالعه ابتدا میزان انرژی مصرفی و شاخص‌های انرژی محاسبه و سپس با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به مدل‌سازی انرژی ستانده به عنوان عملکرد پرداخته شده است. نتایج حاصل از پژوهش نشان داد که میزان کل انرژی نهاده و ستانده در تولید مرغ گوشتی به ترتیب در حدود ۱۵۳/۷۹ و ۲۷/۴۵ گیگاژول بر ۱۰۰۰ قطعه مرغ می‌باشد. در تولید مرغ گوشتی در این منطقه بیشترین میزان مصرف نهاده‌ها با ۶۱/۴۸ درصد به سوخت تعلق داشته است. همچنین نسبت انرژی در تولید این محصول برابر ۰/۱۸ محاسبه شد. نتایج شبکه عصبی مصنوعی نشان داد که بهترین ساختار برای مدل‌سازی انرژی مصرفی تولید مرغ گوشتی ۱-۱۲-۵ تخمین زده شد. ضریب تبیین بهترین ساختار برای تولید مرغ گوشتی ۰/۹۹ برای داده‌های آموزش بدست آمد. بنابراین، این مدل به عنوان بهترین روش برای برآورد انرژی خروجی بر اساس انرژی‌های ورودی در منطقه مورد مطالعه انتخاب شد.

واژه‌های کلیدی: انرژی، تحلیل حساسیت، تولید مرغ گوشتی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، مدل‌سازی

مقدمه

بهره‌گیری بیش از حد از انرژی در کشورهای توسعه یافته و در حال توسعه مشکلات متعدد زیست‌محیطی، تجاری، فنی و حتی اجتماعی را که نیاز به بررسی عمیق به منظور کاهش اثرات منفی آن دارد، ایجاد می‌کند (صفا و سمرسینگ، ۲۰۱۱). بخش عمده‌ای از انرژی مصرفی در جوامع روستایی صرف امور کشاورزی می‌شود و وابستگی بخش کشاورزی به انرژی برای تأمین مواد غذایی بیشتر به منظور افزایش جمعیت و با توجه به منابع طبیعی محدود، همچنین تأثیر استفاده از منابع



انرژی بر محیط‌زیست و سلامت بیشتر می‌باشد. بدین جهت بررسی الگوهای مصرف انرژی و بهره‌وری انرژی در بخش کشاورزی قابل توجه است (هاتیرلی و همکاران، ۲۰۰۵). مصرف انرژی در بخش کشاورزی در پاسخ به افزایش جمعیت، عرضه محدود از زمین‌های زراعی و میل به افزایش استاندارد زندگی توسعه یافته‌است. در تمام جوامع، افزایش ورودی‌های انرژی به منظور حداکثرسازی عملکرد، به حداقل رساندن شیوه‌های کارگری فشرده، یا هر دو تشویق شده است (استنوم و همکاران، ۲۰۰۷). بهبود بهره‌وری منابع انرژی سیستم‌های کشاورزی یکی از اقدامات کلیدی برای بهبود مصرف انرژی می‌باشد، زیرا صرفه‌جویی مالی، حفاظت از منابع فسیلی و کاهش آلودگی زیست‌محیطی را فراهم می‌کند (پهلوان و همکاران، ۲۰۱۲).

در گذشته مدل‌های ریاضی برای پیدا کردن روابط بین نهاده‌ها و ستانده‌ها در فرایندهای تولید، استفاده می‌شد. ولی این روش منطقی کلاسیک، به تعریف دقیق از روابط مدل‌های ریاضی برای توصیف پدیده‌ها نیاز داشت. شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از روش‌های محاسباتی مؤثر بوده که به جای تکنیک‌های محاسباتی و سایر آنالیزها، استفاده می‌شود (ندرلو و همکاران، ۲۰۱۲). مزیت اصلی شبکه عصبی مصنوعی نسبت به روش‌های استاتیکی این است که، نیاز به هیچ پیش فرضی در مورد تابع مناسب ندارد و به جای آن شبکه عصبی توسط داده‌های تجربی برای یافتن روابط، آموزش داده می‌شود. پس شبکه عصبی به عنوان ابزار مناسب برای پیش‌بینی تبدیل شده و زمانگیر بودن آن در سیستم‌های مدل‌سازی پیچیده، نسبت به سایر مدل‌های ریاضی مثل رگرسیون، کمتر می‌باشد (پهلوان و همکاران، ۲۰۱۲). از آنجایی که سیستم‌ها و فناوری‌های کشاورزی کاملاً پیچیده و نامشخص هستند، شبکه‌های عصبی مصنوعی را می‌توان بطور گسترده‌ای برای مدل‌سازی مؤلفه‌های مختلف در این بخش بکار گرفت. شبکه عصبی مصنوعی به طور گسترده‌ای به منظور پیش‌بینی مصرف انرژی، تقاضای انرژی، مشکلات زیست‌محیطی و غیره بکار گرفته شده‌اند. مقایسه بین مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چندگانه برای پیش‌بینی تولید شیر در گاوهای شیری در کانادا نشان داد که نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبتاً بهتر از مدل رگرسیون خطی بودند (گرزیساک و همکاران، ۲۰۰۶). در مطالعه دیگری، حیدری و همکاران از شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی نسبت هزینه به سود در واحدهای مرغداری گوشتی در مناطق گرمسیری ایران استفاده کردند (حیدری و همکاران، ۲۰۱۱a). کاربردی از شبکه‌های عصبی مصنوعی به منظور برآورد مزارع تولید تخم‌مرغ در ایران توسط سفیدپری و همکاران گزارش شده است (سفیدپری و همکاران، ۲۰۱۲).

مواد و روش‌ها

نهاده‌ها و ستانده‌ها در تولید مرغ گوشتی

اطلاعات مورد نیاز در این تحقیق از مرغداری‌های پرورش مرغ گوشتی در استان اردبیل در پاییز سال ۱۳۹۲ جمع‌آوری شد. حجم نمونه با استفاده از روش کوکران تعیین شد. بر اساس این روش، ۷۰ مرغدار به طور تصادفی انتخاب شدند. نهاده‌های مورد استفاده در تولید مرغ گوشتی در منطقه مورد نظر شامل نیروی کارگری، ماشین‌ها و تأسیسات مرغداری، سوخت، الکتریسیته و دان مصرفی می‌باشد. ستانده سامانه تولید مورد مطالعه، گوشت مرغ و کود بستر در نظر گرفته شد. هم‌ارز



انرژی نهاده‌ها و ستانده‌های سیستم تولیدی براساس ضرایب و هم‌ارزهایی که در منابع ذکر شده است در نظر گرفته شد و بر این اساس، انرژی مصرفی در عملیات مختلف محاسبه گردید. ضرایب نهاده‌ها و ستانده‌ها، در جدول ۱ به‌طور خلاصه آمده است.

جدول ۱- ضرایب انرژی نهاده‌های مصرف شده و ستانده‌های تولید شده در پرورش مرغ گوشتی

عنوان	واحد	معادل انرژی (MJ)	مرجع
الف) نهاده‌ها:			
نیروی انسانی	h	۱/۹۶	(پیش‌گروم‌له و همکاران، ۲۰۱۱)
تجهیزات			
پلی اتیلن	kg	۴۶/۳	(کیتل، ۱۹۹۳)
گالوانیزه	kg	۳۸	(سفیدپری و همکاران، ۲۰۱۲)
فولاد	kg	۶۲/۷	(چوهان و همکاران، ۲۰۰۶)
موتور الکتریکی	kg	۶۴/۸	(چوهان و همکاران، ۲۰۰۶)
سوخت	L	۴۷/۸	(کیتانی و همکاران، ۱۹۹۹)
دان مصرفی			
ذرت	kg	۷/۹	(آتیلگان و همکاران، ۲۰۰۶)
سویا	kg	۱۲/۰۶	(آتیلگان و همکاران، ۲۰۰۶)
دی کلسیم فسفات	kg	۱۰	(آلرویس و فرانسیس، ۲۰۰۳)
ویتامین و مواد معدنی	kg	۱/۵۹	(سانیز و همکاران، ۲۰۰۳)
اسید چرب	kg	۹	(حیدری و همکاران، ۲۰۱۱b)
الکتریسیته	kWh	۱۱/۹۳	(ازکان و همکاران، ۲۰۰۴)
ب) ستانده‌ها:			
گوشت مرغ	kg	۱۰/۳۳	(حیدری و همکاران، ۲۰۱۱b)
کود بستر	kg	۰/۳	(کیزیلسلان، ۲۰۰۹)

جهت تعیین روابط بین انرژی ستانده و نهاده برای محصولات کشاورزی، شاخص‌هایی تعریف و بکار برده می‌شود. شاخص‌های مهم انرژی که امکان شناخت جامع از وضعیت انرژی در کشاورزی را برای ما مهیا می‌سازند، شامل نسبت انرژی، بهره‌وری انرژی، انرژی ویژه و افزوده خالص انرژی می‌باشد. از روابط زیر به منظور محاسبه این شاخص‌ها استفاده می‌گردد (عمید و همکاران، ۲۰۱۵):



$$\text{نسبت انرژی} = \frac{\text{انرژی ستانده (مگاژول بر ۱۰۰۰ قطعه)}}{\text{انرژی نهاده (مگاژول بر ۱۰۰۰ قطعه)}} \quad (۱)$$

$$\text{بهره‌وری انرژی} = \frac{\text{عملکرد (کیلوگرم بر ۱۰۰۰ قطعه)}}{\text{انرژی نهاده (مگاژول بر ۱۰۰۰ قطعه)}} \quad (۲)$$

$$\text{انرژی ویژه} = \frac{\text{انرژی نهاده (مگاژول بر ۱۰۰۰ قطعه)}}{\text{عملکرد (کیلوگرم بر ۱۰۰۰ قطعه)}} \quad (۳)$$

$$\text{انرژی نهاده} - \text{انرژی ستانده} = \text{افزوده خالص انرژی} \quad (۴)$$

مدل شبکه عصبی مصنوعی

نهاده‌های نیروی انسانی، تجهیزات، سوخت، دان مصرفی و الکتریسیته به عنوان ورودی‌ها و انرژی گوشت مرغ به عنوان مقدار مورد انتظار استفاده شد. در طراحی مدل شبکه عصبی مصنوعی، پیش از شروع شبیه‌سازی داده‌ها به دو دسته‌ی داده‌های آموزشی و داده‌های آزمون مدل تقسیم شدند. ۷۰ درصد از داده‌های تحقیق به عنوان داده‌های آموزشی و ۳۰ درصد از داده‌ها نیز جهت آزمون مدل مشخص شدند. برای دستیابی به بهترین پیش‌بینی توسط شبکه، چندین ساختار با استفاده از داده‌های تجربی مورد ارزیابی و آموزش قرار گرفتند. تعداد نرون‌ها برای لایه‌های ورودی و خروجی، بر اساس تعداد نهاده‌ها و ستانده‌های تولید مرغ گوشتی، تعیین شدند. همچنین یک و دو لایه مخفی برای مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی به منظور دستیابی به بهترین نتیجه اعمال شدند و یکی از آن‌ها برای مدل‌سازی انتخاب گردید.

پرسپترون چندلایه (MLP)، ساختاری از شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد که به طور گسترده مورد استفاده قرار می‌گیرد. MLP از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل یافته است. در این ساختار، تمام نرون‌های یک لایه به تمام نرون‌های لایه بعد متصلند. این چیدمان اصطلاحاً یک شبکه با اتصالات کامل را تشکیل می‌دهد. هر لایه ممکن است از چندین عصب تشکیل شود و هر شبکه عصبی مصنوعی نیز شامل یک یا چندین لایه متصل بهم خواهد بود (مصری گندشمین و همکاران، ۱۳۸۸). همه اتصالات بین لایه‌های ورودی و لایه‌های پنهان تشکیل ماتریس وزن ورودی و تمام اتصالات بین لایه‌های پنهان و لایه خروجی تشکیل ماتریس وزن خروجی را می‌دهند.

وزن (w) که مقادیر انتشار (x) و خروجی (O) را از هر گره کنترل می‌کند، با استفاده از مقدار لایه قبلی، مطابق با رابطه (۵) تغییر یافته است که در آن T حد آستانه ویژه برای هر گره می‌باشد و f یک تابع غیرخطی سیگموئیدی بوده که به طور یکنواخت افزایش می‌یابد (ژائو و همکاران، ۲۰۰۹):

$$O = f\left(T + \sum w_i x_i\right) \quad (۵)$$



برای دستیابی به شبکه‌ای با ساختار مناسب به کمک الگوریتم‌های آموزش لوبرگ-مارکوارت (LM)، از معیارهای ضریب تبیین (R^2)، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین خطای مطلق (MAE) استفاده شده است. که در آن d_q^k مؤلفه k ام از الگوی q ام خروجی شبکه بوده و z_q^k مؤلفه k ام مقدار واقعی از الگوی q ام و Q تعداد الگوها در مجموعه داده‌های آزمون و K تعداد متغیرهای خروجی می‌باشند (مصری و گندشمین و همکاران، ۲۰۱۰).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{q=1}^Q \sum_{k=1}^K (d_q^k - z_q^k)^2}{\sum_{q=1}^Q \sum_{k=1}^K z_q^k{}^2} \quad (6)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{KQ} \sum_{q=1}^Q \sum_{k=1}^K (d_q^k - z_q^k)^2} \quad (7)$$

$$MAE = \frac{1}{KQ} \sum_{q=1}^Q \sum_{k=1}^K (|d_q^k - z_q^k|) \quad (8)$$

در این تحقیق به منظور پیش‌بینی جریان مصرف انرژی برای تولید مرغ گوشتی از نرم‌افزار MATLAB R2013a استفاده شد.

نتایج و بحث

تحلیل انرژی نهاده و ستانده

میزان مصرف انرژی نهاده‌ها و ستانده‌ها و درصد توزیع آن‌ها به ازای پرورش ۱۰۰۰ قطعه مرغ گوشتی در جدول ۲ نمایش داده شده است. نتایج مطالعه نشان می‌دهد که به طور متوسط برای پرورش ۱۰۰۰ قطعه مرغ گوشتی ۱۵۳۷۹۳/۱۸ مگاژول انرژی از منابع مختلف مصرف می‌شود. در مقابل متوسط انرژی ستانده شامل گوشت مرغ و کود بستر برای تولید مرغ گوشتی ۲۷۴۴۷/۲۶ مگاژول برآورد گردیده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، سوخت با ۶۱/۴۸ درصد بیشترین میزان مصرف انرژی را به خود اختصاص داده است. مصرف بالای سوخت در واحدهای مرغداری منطقه به دلیل برودت هوا بخصوص در فصل‌های سرد سال و استفاده از هیترهایی با بازدهی پایین و عدم عایق‌بندی مناسب سالن‌های پرورش می‌باشد. دومین نهاده پرمصرف انرژی، خوراک دام می‌باشد که ۳۴/۹۸ درصد از کل انرژی مصرفی را شامل شده است. انرژی الکتریسیته با ۳/۰۵ درصد در جایگاه سوم قرار گرفته است. کمترین انرژی مصرفی مربوط به نیروی کارگری با سهم انرژی ۰/۱۰ درصد بود. نتایج نبوی پله‌سرائی و همکاران، در تحلیل مصرف انرژی برای تولید مرغ گوشتی در استان گیلان نشان داد که سوخت دیزل و دان مصرفی از جمله پرمصرف‌ترین نهاده‌ها برای تولید مرغ گوشتی در این منطقه بودند (نبوی پله‌سرائی و همکاران، ۲۰۱۳).



نهمین کنگره ملی مهندسی ماشین‌های کشاورزی

(مکانیک بیوسیستم) و مکانیزاسیون

پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران

۲ و ۳ اردیبهشت ۱۳۹۴ - کرج



جدول ۲- مقدار انرژی نهاده‌ها و ستانده‌ها در پرورش مرغ گوشتی

بخش	میزان انرژی مصرفی بر ۱۰۰۰	درصد انرژی مصرفی
	قطعه مرغ (مگاژول)	(%)
انرژی نهاده‌ها:		
نیروی انسانی	۱۵۰/۱۲	۰/۱۰
تجهیزات	۳۰۴/۲۲	۰/۲۰
سوخت	۹۴۸۵۱/۶۹	۶۱/۴۸
دان مصرفی	۵۳۷۹۳/۹۸	۳۴/۹۸
الکتریسیته	۴۶۹۳/۱۷	۳/۰۵
کل انرژی نهاده	۱۵۳۷۹۳/۱۸	۱۰۰
انرژی ستانده‌ها:		
گوشت مرغ	۲۶۷۶۰/۲۳	۹۷/۵۰
کود مرغ	۶۸۷/۰۳	۲/۵۰
کل انرژی ستانده	۲۷۴۴۷/۲۶	۱۰۰

مقادیر شاخص‌های نسبت انرژی، بهره‌وری انرژی، شدت انرژی و افزوده خالص انرژی برای پرورش مرغ گوشتی محاسبه و نتایج آن در جدول ۳ نشان داده شده است. در تولید مرغ گوشتی نسبت انرژی ۰/۱۸ محاسبه گردید. براساس مطالعات انجام شده، نسبت انرژی برای تولید مرغ گوشتی برابر ۰/۱۵ گزارش شده که ناکارآمدی استفاده از انرژی برای تولید مرغ گوشتی در منطقه را نشان می‌دهد (حیدری و همکاران، ۲۰۱۱b). بهره‌وری انرژی ۰/۰۳ کیلوگرم بر مگاژول به دست آمد که نشان می‌دهد به ازای هر یک مگاژول انرژی حدود ۰/۰۳ کیلوگرم مرغ زنده تولید شده است. شدت انرژی در این مطالعه ۵۹/۳۶ مگاژول بر کیلوگرم بدست آمد که نشان می‌دهد به ازای تولید هر یک کیلوگرم مرغ، ۵۹/۳۶ مگاژول انرژی مصرف می‌گردد. نتایج این مطالعه همچنین نشان می‌دهد که شاخص افزوده خالص انرژی مقدار منفی بدست آمده است که بیان می‌کند در تولید مرغ گوشتی انرژی نهاده بیشتر از انرژی ستانده است.

جدول ۳- میزان شاخص‌های انرژی در پرورش مرغ گوشتی

بخش	واحد	میانگین
نسبت انرژی	-	۰/۱۸
بهره‌وری انرژی	کیلوگرم بر مگاژول	۰/۰۳
انرژی ویژه	مگاژول بر کیلوگرم	۵۹/۳۶
افزوده خالص انرژی	مگاژول بر ۱۰۰۰ قطعه مرغ	-۱۲۶۲۹۱



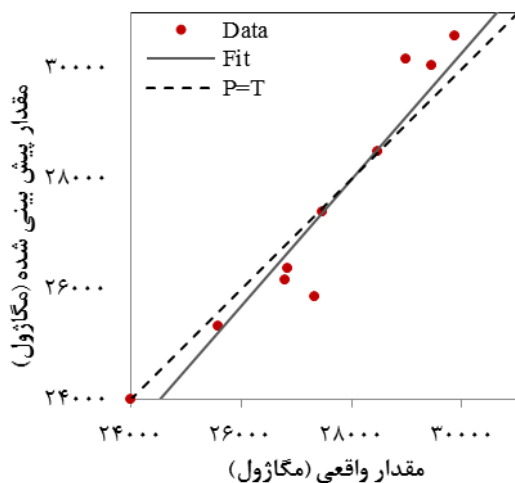
مدل‌سازی انرژی مصرفی

در این قسمت به منظور پیش‌بینی میزان عملکرد تولید مرغ گوشتی با توجه به انرژی مصرفی نهاده‌های مختلف برای مرغداران از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. همان‌گونه که قبلاً اشاره شد، در صورت انتخاب ساختار مناسب، یعنی تعداد نرون‌ها، لایه‌های مخفی و توابع فعال‌سازی مناسب، این شبکه‌ها قادر هستند هر رابطه بین ورودی و خروجی را با دقت دلخواه تخمین بزنند. به منظور دستیابی به بهترین ساختار شبکه، تعداد مختلفی از ساختارها با یک و دو لایه و با تعداد نرون‌های یک تا ۲۰ در لایه مخفی آموزش داده شده و آزمون اعتبارسنجی شده‌اند بر اساس نتایج این مدل‌سازی ساختار ۱-۱۲-۵ با ۵ ورودی، یک لایه مخفی با ۱۲ نرون و یک لایه خروجی با یک پارامتر خروجی به عنوان بهترین ساختار برای مدل‌سازی با شبکه عصبی بوده است. عملکرد بهترین شبکه آموزش داده شده برای مدل‌سازی بر اساس نتایج به دست آمده در مراحل آموزش و آزمون شبکه در این پژوهش در جدول ۴ نشان داده شده است.

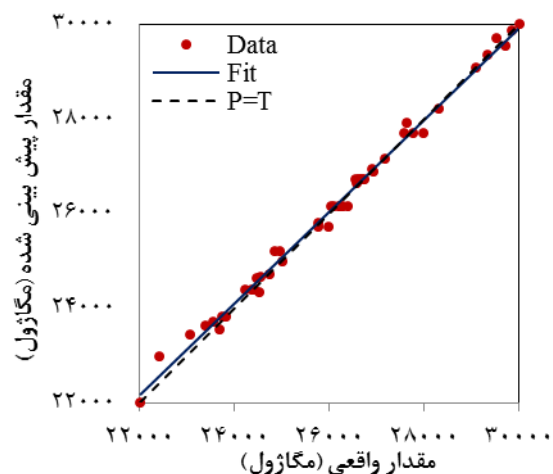
جدول ۴- عملکرد شبکه عصبی برای مدل‌سازی انرژی مصرفی در پرورش مرغ گوشتی

عنوان	آموزش			آزمون		
	MAE	RMSE	R ²	MAE	RMSE	R ²
گوشت مرغ	۰/۹۹۴	۰/۰۱۶	۰/۵۳۷	۰/۶۸۶	۰/۰۵۱	۰/۹۲۹

مطابق با جدول ۴ مقادیر ضریب تبیین مدل‌های انرژی خروجی گوشت مرغ برای داده‌های آموزش و آزمون به ترتیب ۰/۹۹۴ و ۰/۹۲۹ محاسبه شد. همچنین مقادیر RMSE ۰/۰۱۶ و ۰/۰۵۱ و مقادیر MAE نیز ۰/۵۳۷ و ۰/۶۸۶ به ترتیب برای داده‌های آموزش و آزمون برآورد شدند. مشخصات شاخص‌های آماری این شبکه وضعیت مطلوبی را نشان می‌دهد که نشان‌دهنده توان بالای آن در مدل‌سازی این شاخص می‌باشد. توزیع داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده توسط مدل در شکل ۱ و ۲ برای گوشت مرغ در مجموعه داده‌های آموزش و آزمون ارائه شده است.



شکل ۲- ضریب همبستگی بین مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی انرژی خروجی گوشت مرغ برای مجموعه داده‌های آزمون



شکل ۱- ضریب همبستگی بین مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی انرژی خروجی گوشت مرغ برای مجموعه داده‌های آموزش



در مطالعه‌ای حیدری و همکاران پیرامون مدل‌سازی نسبت هزینه به سود در واحدهای مرغدای گوشتی در استان یزد با استفاده از شبکه عصبی، ساختار بهینه ۱-۲۰-۵ را به عنوان بهترین مدل معرفی نمودند. همچنین در این پژوهش مقادیر ضریب تبیین (R^2)، MSE و MAPE به ترتیب ۰/۹۷۸، ۰/۰۰۲ و ۲/۵۶۹ گزارش شدند (حیدری و همکاران، ۲۰۱۱a).

نتیجه‌گیری

مطالعه حاضر کاربرد از شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی انرژی‌های ورودی مصرف شده در پرورش مرغ گوشتی در منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد. بر اساس نتایج حاصل از این تحقیق متوسط کل انرژی نهاده و ستانده پرورش مرغ گوشتی به ترتیب برابر با ۱۵۳۷۹۳ و ۲۷۴۴۷ مگاژول به ازای ۱۰۰۰ قطعه مرغ محاسبه شد. انرژی‌های سوخت دیزل، دان مصرفی و الکتریسیته مؤثرترین پارامترها در مصرف انرژی بودند. متوسط بازده مصرف انرژی، بهره‌وری انرژی، انرژی ویژه و افزوده خالص انرژی به ترتیب برابر با ۰/۱۸، ۰/۰۳ کیلوگرم بر مگاژول، ۵۹/۳۶ مگاژول بر کیلوگرم و ۱۲۶۲۹۱- مگاژول بر ۱۰۰۰ قطعه مرغ محاسبه شد. به منظور مدل‌سازی انرژی‌های ستانده پرورش مرغ گوشتی، انرژی‌های نهاده به عنوان متغیرهای ورودی مدل و انرژی ستانده گوشت مرغ به عنوان خروجی مدل انتخاب شدند. نتایج شبکه عصبی نشان داد که بهترین ساختار، برای مدل‌سازی انرژی مصرفی برای پرورش مرغ گوشتی در منطقه مورد مطالعه ۱-۱۲-۵ تخمین زده شد. بر این اساس، بهترین ساختار شبکه با بالاترین ضریب تبیین و کمترین مقادیر RMSE و MAE برای انرژی گوشت مرغ در هر دو مجموعه داده‌های آموزش و آزمون نشان می‌دهد که انرژی پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی، تمایل به دنبال کردن مقادیر واقعی متناظر به صورت کاملاً نزدیک دارد. بنابراین، این مدل به عنوان بهترین راه‌حل برای برآورد انرژی‌های ستانده بر اساس انرژی‌های نهاده در منطقه مورد مطالعه انتخاب گردید.

منابع و مآخذ

۱. مصری‌گندشمین، ت. ۱۳۸۸. بهینه‌سازی افت کمباین با استفاده از سیستم‌های هوشمند. رساله دکتری مهندسی ماشین‌های کشاورزی، دانشکده کشاورزی دانشگاه تبریز.
2. Alrwis, K.N. & Francis, E. 2003. Technical efficiency of broiler farms in the central region of Saudi Arabia. Reserarch Bulletin, Vol. 116, 5-34.
3. Amid, S. Mesri Gundoshmian, T. Rafiee, S. & Shahgoli, GH. 2015. Energy and economic analysis of broiler production under different farm sizes. Elixir Agriculture. Vol. 78, 29688-29693.
4. Atilgan, A. & Koknaroglu, H. 2006. Cultural energy analysis on broilers reared in different capacity poultry houses. Italian Journal of Animal Science. Vol. 5, 393-400.
5. Chauhan, N.S. Mohapatra, P.K.J. & Pandey, K.P. 2006. Improving energy productivity in paddy production through benchmarking: an application of data envelopment analysis. Energy Conversion and Management. Vol. 47, 1063-1085.
6. Esengun, K. Erdal, G. Gunduz O. & Erdal, H. 2007. An economic analysis and energy use in stake-tomato production in Tokat province of Turkey. Renewable Energy. Vol. 32, 1873-1881.
7. Grzesiak, W. Błaszczyk, P. & Lacroix, R. 2006. Methods of predicting milk yield in dairy cows predictive capabilities of Wood's lactation curve and artificial neural networks (ANNs). Computers and Electronics in Agriculture. Vol. 54, 69-83.



8. Hatirli, S.A. Ozkan, B. & Fert, C. 2005. An econometric analysis of energy input-output in Turkish agriculture. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. Vol. 9, 608–623.
9. Heidari, M.D. Omid, M. & Akram, A. 2011a. Energy efficiency and econometric analysis of broiler production farms. *Energy*. Vol. 36: 6536–6541.
10. Heidari, M.D. Omid, M. & Akram, A. 2011b. Application of Artificial Neural Network for Modeling Benefit to Cost Ratio of Broiler Farms in Tropical Regions of Iran. *Research Journal of Applied Science, Engineering and Technology*. Vol. 3(6), 546–552.
11. Kitani, O. 1999. Energy and biomass engineering. In: *CIGR Handbook of Agricultural Engineering*. St. Joseph, MI: ASAE.
12. Kittle, A.P. 1993. *Alternate Daily Cover Materials and Subtitle-the Selection Technique*. Rusmar Incorporated West Chester, PA.
13. Kizilaslan, H. 2009. Input-output energy analysis of cherries production in Tokat province of Turkey. *Applied Energy*. Vol. 86, 1354–1358.
14. Mesri-Gundoshmian, T. Ghassemzadeh, H.R. Abdollahpour, S. & Navid, H. 2010. Application of artificial neural network in prediction of the combine harvester performance. *Journal of Food, Agriculture & Environment*. Vol. 8(2), 721–724.
15. Nabavi-Pelesaraei, A. Fallah, A. & Hematian, A. 2013. Relation between energy inputs and yield of broiler production in Guilan province of Iran. *The Second International Conference on Agriculture and Natural Resources*. Kermanshah, Iran, 109–117.
16. Naderloo, L. Alimardani, R. Omid, M. Sarmadian, F. Jvadikia, P. Torabi, M.Y. & Alimardani, F. 2012. Application of ANFIS to predict crop yield based on different energy inputs. *Measurement*. Vol. 45, 1406–1413.
17. Ozkan, B. Akcaoz, H. & Fert, C. 2004. Energy input-output analysis in Turkish agriculture. *Renewable Energy*. Vol. 29, 39–51.
18. Pahlavan, R. Omid, M. & Akram, A. 2012. Energy input-output analysis and application of artificial neural networks for predicting greenhouse basil production. *Energy*. Vol. 37, 171–176.
19. Pishgar-Komleh, H. Keyhani, A. Rafiee, S. & Sefeedpari, P. 2011. Energy use and economic analysis of corn silage production under three cultivated area levels in Tehran province of Iran. *Energy*. 36, 3335–3341.
20. Safa, M. & Samarasinghe, S. 2011. Determination and modelling of energy consumption in wheat production using neural networks: A case study in canterbury province, Newzealand. *Energy*. Vol. 36: 5140–5147.
21. Saniz, R.D. 2003. Livestock-environment initiative fossil fuels component: Farm work for calculating fossil fuel use in livestock systems. <http://ftp.fao.org/docrep/nonfao/lead/x6100e/X6100E00.pdf>.
22. Sefeedpari, P. 2012. Assessment and optimization of energy consumption in Dairy farm: Energy efficiency. *Iranica Journal of Energy & Environment*. Vol. 3(3), 213–224.
23. Sefeedpari, P. Rafiee, S. & Akram, A. 2012. Modeling of energy output in poultry for egg production farms using Artificial Neural networks. *Journal of Animal Production Advances*. Vol. 2(5), 247–253.
24. Zhao, Z. Chow, T. L. Rees, H. W. Yang, Q. Xing, Z. & Meng, F. R. 2009. Predict soil texture distributions using an artificial neural network model. *Computers and Electronics in Agriculture*. Vol. 65(1), 36–48.



نهمین کنگره ملی مهندسی ماشین‌های کشاورزی

(مکانیک بیوسیستم) و مکانیزاسیون

پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران

۲ و ۳ اردیبهشت ۱۳۹۴ - کرج



Application of Artificial Neural Networks for Prediction of Output Energy in Broiler Production

Abstract

In this research, Modeling of energy consumption are investigated for broiler. For this purpose, the required information were collected from 70 broiler producers in Mountainous region in North West of Iran. At first the amounts of energy consumption, energy indices were considered. Then, modeling of the output energy as yield was carried out using artificial neural network (ANN). The results of this research showed that the total amount of input and output energy for broiler production were calculated as 153.79 and 27.45 GJ (1000bird)-1, respectively. In broiler production in region, fuel had the highest share of input energy with 61.48%. Moreover, energy ration was calculated to be 0.18. The results of neural networks showed that the best structure for modeling the energy consumption for broiler production were estimated at 5-12-1. The coefficient determination of the best topology was 0.99 for the broiler production in training. Therefore, this model was selected as the best method for estimating the output energy on the basis of input energies in the studied region.

Keywords: Artificial Neural Networks, Broiler Production, Energy, Modeling, Sensitivity Analysis.