نهمین کنگره ملی مهندسی ماشین‌های کشاورزی
(مکانیک بیوسیستم) و مکانیزاسیون
پردیس کشاورزی و منابع‌طبیعی دانشگاه تهران
۲ و ۳ اردیبهشت ۱۳۹۴ - کرج

مدل‌سازی انرژی خروجی در دامداری‌ها بر پایه الگوی مصرف انرژی با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی: مطالعه موردی واحدهای پرورش گوساله و گاوشیری

هماحسین زاده بندبافها[1]*، داریوش صفرزاده[2] و ابراهیم احمدی[3]

۱ و ۲و۳ – به ترتیب دانشجوی کارشناسی ارشد، استادیار و دانشیار گروه مهندسی بیوسیستم دانشکده کشاورزی دانشگاه بوعلی سینا همدان

ایمیل مکاتبه کننده: homa.hossenzade@gmail.com

چکیده

هدف از مطالعه حاضر، بررسی دو سامانه هوشمند شبکه عصبی مصنوعی و سامانه استنتاج عصبی- فازی تطبیقی چند لایه، برای مدل‌سازی انرژی خروجی در واحدهای پرورش گاو شیری و گوساله پرواری است. با استفاده از معادل انرژی نهاده‌ها، میانگین انرژی ورودی و خروجی در واحدهای پرورش گوساله به ترتیب ۱۱۵۲۳/۳۵ و ۳۴۴۹/۸۵ مگاژول برای هر راس گوساله و برای واحدهای پرورش گاو شیری به ترتیب۵۶۵۶۳/۴۶ و ۵۸۲۷۷/۰۳ مگاژول برای هر راس گاو محاسبه شد و با استفاده از آن‌ها مدل‌سازی میزان انرژی خروجی به ازای انرژی ورودی با استفاده از دو روش فوق انجام گرفت. نتایج نشان داد مدل سامانه استنتاج عصبی- فازی تطبیقی چند لایه با ضریب تشخیص ۰/۹۸۹۹ برای واحدهای پرورش گوساله و ۰/۹۹۳۳ برای واحدهای پرورش گاو شیری نسبت به مدل ساخته شده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی با ضریب تشخیص ۰/۸۱۱۸ و ساختار (۱-۱۶-۶) برای واحدهای پرورش گوساله و ضریب تشخیص ۰/۹۸۳۷ و ساختار (۱-۱۲-۵) دارای عملکرد و دقت بهتری می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: انرژی، سامانه استنتاج عصبی فازی تطبیقی، شبکه عصبی مصنوعی، واحدهای پرورش گاو شیری و گوشتی، مدل‌سازی.

مقدمه

اهمیت مصرف پروتئین حیوانی به دلیل وجود درصد قابل توجهی از اسیدهای آمینه ضروری و مورد نیاز انسان است که نقش مهمی در شکل‌گیری ساختمان بافت‌ها و ترمیم آن‌ها دارد. با توجه به این مهم و همچنین افزایش گسترده شهرنشینی، تقاضای جهانی برای مصرف شیر و گوشت بالا رفته و این روند در دهه‌های پیش‌رو افزایش بیش‌تری هم خواهد داشت. با توجه به میزان بالای تقاضا و عدم جوابگویی سیستم سنتی دامپروری، واحدهای سنتی به واحدهای صنعتی تبدیل شده‌اند. جهت افزایش میزان عملکرد در این واحدها نیاز به استفاده از تجهیزات صنعتی است، طبیعی است که استفاده از تجهیزات، باعث مصرف بیش‌تر انرژی سوخت‌های فسیلی و الکتریسته خواهد شد اما به دلیل بالا بودن قیمت انرژی از یک سو و روبه

پایان بودن منابع انرژی از سوی دیگر، لزوم توجه به انرژی مصرفی در تولید ضروری است. بنابراین استفاده موثر و کارآمد انرژی در واحدهای دامپروری بایستی مورد توجه قرار گیرد. با آگاهی از میزان تاثیر هر نهاده بر عملکرد می توان تا حد امکان از مصرف غیر ضروری نهاده‌ها خودداری نمود. بنابراین علاوه بر استفاده بهینه و کارآمد ازمنابع انرژی، یافتن بهترین و کارآمدترین مدل برای پیش‌بینی انرژی خروجی نیز بایستی مورد توجه و بررسی قرار گیرد زیرا مدل اطلاعات مفیدی از تاثیر هر یک از نهاده‌ها برعملکرد محصول در اختیار قرار خواهد داد.

هرچند مدل‌سازی با استفاده از تجزیه و تحلیل رگرسیونی در گذشته نه چندان دور بسیار مورد توجه محققان بوده است اما امروزه استفاده ازروش‌های هوش مصنوعی، برای حل مسائل پیچیده و به عنوان جایگزین روش‌های سنتی، مورد توجه بیشتری قرار گرفته است. به دلیل کاربرد ساده‌تر این روش‌ها و انعطاف‌پذیری بیش‌تر آن‌ها در مقایسه با روش‌های قدیمی وکاربرد گسترده آن‌ها در علوم مختلف امروزه مدل‌سازی با این روش‌ها در تحقیقات زیادی مورد استفاده قرار گرفته است.

برای انجام مدل‌سازی انرژی در مرحله اول نیاز به بررسی میزان انرژی ورودی و خروجی می‌باشد، دراین رابطه تحقیقات گوناگونی در واحدهای دامپروری صورت گرفته است از جمله در مطالعه‌ای در کشور اتریش، در خصوص بررسی انرژی مصرفی در واحدهای پرورش گاو شیری، الکتریسیته و سوخت به عنوان پرمصرف‌ترین نهاده‌های انرژی مستقیم در کلیه مراحل تولید، از تولید علوفه تا تولید شیر در اندازه‌های مختلف گله شناخته و مورد بررسی قرارگرفته است(میوتزی و همکاران، ۲۰۱۰). در بررسی دیگری در خصوص انرژی مصرفی در واحدهای پرورش گاو شیری در کانادا، میزان الکتریسیته مصرفی بسیار بیش‌تر از سایر نهاده‌های انرژی ورودی گزارش شده است(باساریر، ۲۰۰۳). بررسی واحدهای پرورش گاو شیری در استان فلاندری کشور بلژیک در بازه‌های زمانی متفاوت، نشان داده است که مصرف انرژی مستقیم (گازوئیل، انواع روغن‌ها و الکتریسیته) در مقابل انرژی غیر مستقیم (ماشین‌ها و تجهیزات، خوراک دام و نهاده‌های لازم جهت تولید علوفه) بسیار قابل توجه می‌باشد چنانچه گازوئیل مصرفی بیش‌ترین سهم را در انرژی ورودی داشته است(میول و همکاران، ۲۰۰۷). بررسی‌ها در ایران نیز نشان داده است که از بین انرژی‌های ورودی، انرژی خوراک مصرفی با میانگین ۴۱۵۴۹ مگاژول برای هر راس دام بیش‌ترین میزان انرژی ورودی را به خود اختصاص داده است(سفیدپری و همکاران، ۲۰۱۲).

در رابطه با مدل‌سازی تولید و مصرف انرژی در دامداری‌ها، بررسی‌هایی صورت گرفته که از جمله این بررسی‌ها می‌توان به استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی در پیش بینی عملکرد شیر در واحدهای پرورش گاو شیری کانادا اشاره نمود (گرزیسیک وهمکاران، ۲۰۰۶). همچنین محققان در تحقیقی با استفاده از مدل انفیس و همچنین رگرسیون خطی انرژی مصرفی سوخت فسیلی و الکتریسته مصرفی دامداری‌ها را مدل‌سازی نموده و به این نتیجه رسیدند که روش انفیس با ضریب تشخیص ۰/۷ و بالاتر نسبت به ضریب تشخیص روش رگرسیون خطی، به عنوان مدلی سودمند برای تعیین مصرف انرژی و همچنین برای مدیریت مصرف انرژی می‌تواند استفاده گردد (سفیدپری و همکاران،۲۰۱۴). با توجه به افزایش مصرف انرژی در واحدهای دامپروری صنعتی، در این تحقیق به تعیین و آنالیز انرژی دامپروری‌های شیری و گوشتی و همچنین مدل‌سازی چرخه تولید و مصرف انرژی در دامپروری‌های صنعتی و نیمه صنعتی پرورش گاو شیری و گوساله پرواری شهرستان قزوین پرداخته شده است.

مواد و روش‌ها

شهرستان قزوین ازلحاظ موقعیت جغرافیای بین ۴۸ درجه و۸۵ دقیقه تا۵۰ درجه و۵۱ دقیقه طول شرقی ازنصف النهارگرنیویچ و۳۶ درجه و ۷ دقیقه تا ۳۶ درجه و ۴۸ دقیقه عرض شمالی نسبت به خط استوا قرارگرفته است. طبق اعلام رسمی در سال ۲۰۱۴ میلادی ظرفیت دامداری‌های پرواری با دوره های مختلف زمانی پرواربندی شهرستان قزوین ۱۵۳۱۴ راس دام و ظرفیت دامداری‌های شیری ۸۸۴۴ راس برآورد شده است که نقش قابل توجهی را درتولید شیر و گوشت قرمز در منطقه دارا بوده‌اند (بی نام،۱۳۹۲). طبق اعلام رسمی در سال ۱۳۹۲ ظرفیت دامداری‌های پرواری با دوره های مختلف زمانی پرواربندی شهرستان قزوین ۱۵۳۱۴راس دام و ظرفیت دامداری‌های شیری ۸۸۴۴ راس برآورد شده است که نقش قابل توجهی را درتولید شیر و گوشت قرمز در منطقه دارا بوده‌اند (بی نام، ۱۳۹۲). داده‌های مورد استفاده در این تحقیق با استفاده از مصاحبه مستقیم با دامپروران به دست آمد. حجم نمونه برای به دست آوردن اطلاعات با استفاده از روش نمونه گیری تصادفی (فرمول ۱) محاسبه و تعیین گردید (کوکران، ۱۹۹۷).

$$n = \frac{N(s \times t)^2}{(N-1)d^2 + (s \times t)^2} \qquad (۱)$$

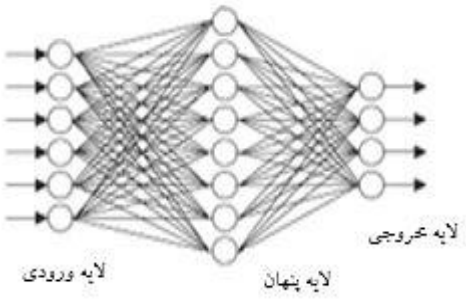
که در آن ’N‘ حجم جامعه آماری، ’n‘ حجم نمونه، ’t‘ ضریب اطمینان قابل قبول که با فرض نرمال بودن توزیع صفت مورد نظر از جدول t استیودنت به دست می آید ، ’S^2‘ برآورد واریانس صفت مورد مطالعه در جامعه، ’d‘ دقت احتمالی مطلوب است(نبوی پله سرایی و همکاران، ۲۰۱۴). محاسبه حجم نمونه در سطح ۹۵ ٪ و با خطای ۵ ٪ صورت گرفته است.

طبق آمار اعلام شده تعداد واحدهای پرواربندی، ۱۱۰ واحد گزارش شده است (بی نام،۱۳۹۲) که با توجه به نمونه گیری تصادفی، اطلاعات ۵۰ واحد مورد بررسی قرار گرفت. ولی به دلیل تفاوت‌های زیاد در روش و مدت دوره پرواربندی، ۳۰ واحد از دامداری‌هایی که از نظر طول دوره پروار و روش‌های نگه‌داری شباهت بیش‌تری با یکدیگر داشتند انتخاب و مورد بررسی قرار گرفتند.واحدهای انتخاب شده مربوط به پرورش گوساله پرواری با دوره پرواری ۶ ماهه بودند. همچنین از ۱۱۱ واحد پرورش گاو شیری(بی نام ،۱۳۹۲)، ۵ واحد انتخاب گردید که اطلاعات ۴۷ واحد مورد تحلیل و بررسی قرار گرفت (اطلاعات ۳واحد ناقص بوده و حذف گردید). برای تبدیل نهاده‌های ورودی و حامل‌های انرژی مورد استفاده در واحدهای پرواربندی گوساله به انرژی معادل مصرفی از ضرایب معادل تبدیل انرژی استفاده شده است که مقدار این ضرایب در جدول شماره ۱ آورده شده است. برای برآورد انرژی ماشین‌ها و تجهیزات از فرمول ۲ استفاده شده‌است(سفیدپری و همکاران، ۲۰۱۲)

$$ME = \frac{G \times M_P \times t}{T} \qquad (۲)$$

که در آن ’ME‘ انرژی معادل ماشین‌ها وتجهیزات، ’M_P‘ معادل انرژی فرایند تولید ماشین‌ها، ’t‘ ساعت کار ماشین در هر دوره، ’G‘وزن ماشین و ’T‘ ساعت عمر مفید ماشین است.

در این تحقیق از بین روش‌های نوین مدل‌سازی، روش شبکه عصبی مصنوعی و روش سیستم استنتاج فازی- تطبیقی، جهت مدل‌سازی انرژی خروجی به ازای مصرف انرژی در واحدهای پرورش گاو شیری و گوساله انتخاب شده‌اند. شبکه‌های عصبی مصنوعی در حقیقت مدل‌های محاسباتی هستند که با دریافت مثال‌هایی آموزش دیده و پس از یادگیری می‌تواند پارامترهای خروجی را متناسب با پارامترهای ورودی پیش بینی نماید.در این مطالعه از شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه بر پایه الگوریتم پس انتشار که از چندین لایه از عناصر پردازنده ساده به نام نرون تشکیل یافته شده و شامل یک لایه از سلول‌های عصبی ورودی، یک لایه از سلول‌های عصبی خروجی و یک یا چند لایه پنهان است، استفاده شده است. نحوه و شکل اتصال نرون‌ها در لایه‌های مختلف باعث ایجاد ساختارهای مختلفی در شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌شود. در این شبکه‌ها سیگنال ورودی در خلال شبکه و در مسیری رو به جلو به صورت لایه به لایه منتشر می‌شود. درشکل 1 ساختار پرسپترون چند لایه نشان داده شده است.



شکل ۱- ساختار یک شبکه پروسپترون با یک لایه پنهان

برای ایجاد شبکه عصبی مصنوعی در واحدهای پرورش گوساله، سوخت، ماشین‌ها، نیروی کارگری، گوساله لاغر، الکتریسته و خوراک به عنوان پارامترهای ورودی و گوساله پروارشده پارامتر خروجی در نظر گرفته شده است و در واحدهای پرورش گاو شیری، پارامترهای ورودی شامل سوخت، ماشین‌ها، نیروی‌کارگری، الکتریسته و خوراک و پارامتر خروجی شیر تولیدی است. برای آموزش شبکه، اطلاعات به صورت تصادفی به 3 قسمت که ۸۰ درصد داده‌ها را به آموزش، ۱۵ درصد به آزمون و ۵ درصد برای اعتبار سنجی اختصاص داده بود، تقسیم شدند. تعداد نرون های لایه پنهان از ۱ تا ۲۰ و تعداد لایه‌های پنهان از ۱ تا ۲ لایه تغییر داشته و برای هر یک چندین تکرار در نظر گرفته شده است.

علاوه بر مدل سازی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، مدل‌سازی با استفاده از سیستم استنتاجی فازی-تطبیقی (انفیس) نیز انجام شد. مزیت استفاده از مدل انفیس حل مسائل بیش از حد پیچیده بدون هیچ راه حل الگوریتمی و یا مسائلی با اطلاعات ورودی ناقص و یا نامشخص است(هوسوز و همکاران، ۲۰۱۳). محدودیت اصلی مدل‌سازی با انفیس نسبت به مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی، محدودیت در تعداد ورودی‌هاست. اگر تعداد ورودی‌ها از ۵ متغیر، بیش‌تر شود، زمان محاسبه و تعداد قوانین افزایش یافته در نتیجه انفیس قادر به مدل‌سازی نخواهد بود. برای حل این مشکل از روش خوشه

بندی استفاده شد. بدین ترتیب که ورودی‌ها با یکدیگر ترکیب شده و به دو گروه انرژی تجدیدپذیر(نیروی کارگری، خوراک و گوساله) و تجدیدناپذیر (الکتریسته، سوخت و ماشین ها و ادوات) تقسیم و ساختار انفیس براساس آن تشکیل شد.

جدول ۱– محتوی انرژی نهاده های ورودی و خروجی در واحدهای پرورش گاو شیری و گوشتی

نهاده‌ها و ستانده‌ها	محتوی انرژی MJ/Unit	منبع
تراکتور (kg a*)	۹–۱۰	(کیتانی، ۱۹۹۹)
تجهیزات و ماشین‌های دامپروری(kg a)	۶–۸	(کیتانی، ۱۹۹۹)
گازوییل(l)	۴۷/۸	(کیتانی، ۱۹۹۹)
بنزین (l)	۴۶/۳	(کیتانی، ۱۹۹۹)
نفت(l)	۳۶/۷	(کیتانی، ۱۹۹۹)
گاز طبیعی(m^3)	۴۹/۵	(کیتانی، ۱۹۹۹)
الکتریسته (Kwh)	۱۱/۹۳	(ازکان و همکاران، ۲۰۰۴)
نیروی کارگری (h)	۱/۹۶	(کیتانی ، ۱۹۹۹)
گوساله (kg)	۶/۵	(فروریپ و همکاران، ۲۰۱۲)
کنسانتره(kg)	۶/۳	(میول و همکاران، ۲۰۰۷)
سیلوی ذرت (kg)	۲/۲	(ویلز، ۲۰۰۱)
یونجه (kg)	۱/۵	(ساینز، ۲۰۰۳)
جو(kg)	۳/۸۱	(فروریپ و همکاران، ۲۰۱۲)
کاه(kg)	۲/۷۷	(فروریپ و همکاران، ۲۰۱۲)
شیر(kg)	۷/۱۴	(کولی،۱۹۹۸)
گوساله پروار شده (kg)	۹/۲۲	(سینگ و میتال،۱۹۹۲)
کود گاوی (kg)	۰/۳	(سفیدپری و همکاران،۲۰۱۲)

a* =عمر اقتصادی ماشین

در این تحقیق مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی و همچنین انفیس با استفاده از نرم افزار متلب صورت گرفته است. همچنین برای انتخاب مدل ایده‌ال از شاخص‌های آماری مختلف از قبیل RMSE(ریشه دوم MSE) و R^2 استفاده شده است. روابط مربوط به این شاخصه‌های آماری در زیر ارائه شده است(صفا و سمرسینگ،۲۰۱۱).

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{n}(O_i - P_i)}{n} \quad (۳)$$

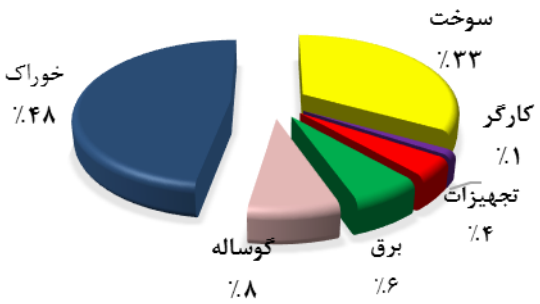
$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}(O_i - O_{ave})(P_i - P_{ave})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(O_i - O_{ave})\sum_{i=1}^{n}(P_i - P_{ave})}} \qquad (۴)$$

که در این روابط: ’O_i‘ داده اندازه‌گیری شده،’P_i‘داده پیش‌بینی‌شده، ’O_{ave}‘ میانگین داده‌های اندازه‌گیری شده، ’P_{ave}‘میانگین داده‌های پیش بینی شده و’n‘ تعداد داده‌ها است.

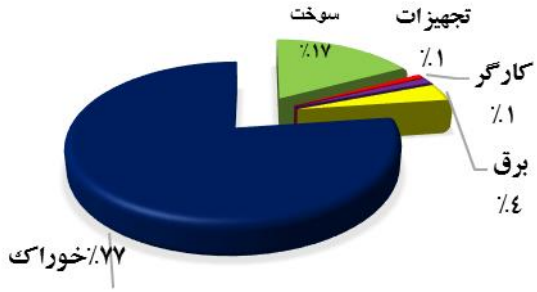
نتایج و بحث

به منظور تجزیه و تحلیل انرژی ورودی و خروجی و همچنین مدل‌سازی چرخه انرژی در واحدهای پرواربندی گوساله و واحدهای پرورش گاو شیری میزان انرژی ورودی و خروجی برای هر راس دام محاسبه گردید که نتایج حاصل از این محاسبه در جدول ۲ آورده شده است. میزان انرژی ورودی برای پرورش و تولید گوساله به ازای هر راس گوساله ۱۱۵۲۳/۳۵مگاژول برآورد شد، که خوراک مصرفی دام با میانگین انرژی ۵۴۷۱/۴۵ مگاژول برای هر راس گوساله و ۴۸ درصد از کل انرژی مصرفی، بیش‌ترین میزان انرژی ورودی را به خود اختصاص داده است. میزان انرژی خروجی نیز ۳۴۴۹/۸۵ مگاژول به ازای هر راس دام محاسبه شد، که مربوط به گوشت و کود تولیدی دام در یک دوره پروار بندی ۶ ماهه است. با توجه به تحلیل نتایج، برای تولید هر کیلو گوشت گوساله، نیاز به مصرف ۳۲/۸۸ مگاژول انرژی می‌باشد این نسبت برای واحدهای تولیدکننده گوشت مرغ ۷۱/۹۵ مگاژول بر هر کیلو گرم گوشت مرغ به دست آمده است (حیدری و همکاران، ۲۰۱۱) که نشان از بهره‌وری بیش‌تر انرژی در واحدهای تولید گوشت گوساله نسبت به گوشت مرغ است.

در دامداری‌های شیری نیز میزان انرژی ورودی برای پرورش گاو و تولید شیر به ازای هر راس دام ۵۶۵۶۳/۴۶ مگاژول، برآورد شد که خوراک مصرفی دام با میانگین انرژی ۴۳۶۱۱/۹۷ مگاژول برای هر راس دام و ۷۷ درصد از کل انرژی مصرفی، بیش‌ترین میزان مصرف انرژی را به خود اختصاص داده است. میزان انرژی خروجی نیز ۵۸۲۷۷/۰۳ مگاژول به ازای هر راس دام محاسبه شده است که مربوط به شیر،گوشت و کود تولیدی دام در یک دوره شیردهی است. در تحقیقی مشابه، در دامداری‌های شیری استان تهران میزان انرژی ورودی به ازای هر راس گاو۵۳۱۰۲ مگاژول بوده و میزان انرژی خروجی نیز۵۸۳۱۵ مگاژول برای هر راس گاو محاسبه شده است(سفیدپری و همکاران،۲۰۱۴). این مقادیر برای دامداری های شیری استان گیلان به ترتیب۵۲۵۹۱ و۲۴۸۴۹ مگاژول برای هرراس محاسبه شده است(سلطانعلی و همکاران،۱۳۹۳) که نشان دهنده مصرف بیشتر انرژی ورودی در گاوداری‌های منطقه مورد مطالعه است. در نمودار ۱و۲ درصد نهاده‌های مصرفی در تولید شیر و گوشت گوساله آورده شده است.



نمودار۱- درصد هریک از انرژی های ورودی واحدهای پرورش گوساله



نمودار ۲- درصد هریک از انرژی های ورودی واحدهای پرورش گاو شیری

برای پیدا کردن بهترین مدل، چندین شبکه با تکرار و تغییر و با استفاده از آزمون و خطا مورد بررسی قرار گرفت. تغییرات شامل تغییر در تعداد لایه پنهان، تعداد نرون‌ها، پارامترهای یادگیری و معماری شبکه بوده و نهایتا برای میزان انرژی خروجی واحدهای پروش گوساله شبکه عصبی مصنوعی با یک لایه ورودی با ۶ نرون، یک لایه پنهان با ۱۶ نرون و یک لایه خروجی با یک نرون (۱-۱۶-۶) به عنوان مناسب‌ترین شبکه انتخاب گردید. نتایج نشان داد، ساختار با یک لایه مخفی و تعداد کم‌تر نرون نتایج بهتری را نشان می‌دهد و می توان ادعا نمود لایه مخفی و تعداد نرون کم‌تر، مشکلات کم‌تری در پیش برازش و در مرحله سعی و خطا ایجاد می کند. مناسب‌ترین شبکه عصبی ساخته شده برای واحدهای پرورش گاو شیری نیز دارای ساختار (۱-۱۲-۵) بود. میزان حساسیت مدل نسبت به متغیرهای ورودی آن، با استفاده از روش استات سافت انجام گرفت. در این روش مقادیر ضریب حساسیت متغیرهای ورودی از تقسیم نمودن خطای کل شبکه در غیاب یک متغیر بر خطای کل شبکه در حضور تمامی متغیرهای ورودی، به دست می‌آید(استات سافت، ۲۰۰۴) طبق نتایج به دست آمده در واحدهای پرواری، خوراک و در واحدهای شیری، الکتریسته ضریب حساسیت بیش‌تری را به خود اختصاص دادند.

جدول ۲– میزان انرژی ورودی و خروجی در واحدهای پرورش گاوشیری وگوساله پرواری

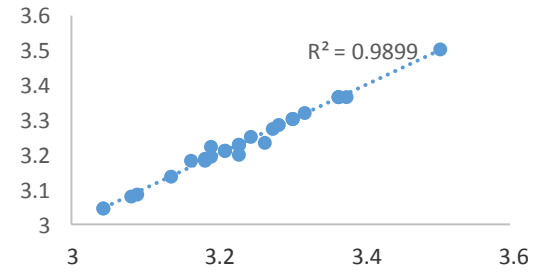
نهاده ها و ستانده ها	میانگین انرژی (MJ.steer^{-1})	انحراف معیار	میزان انرژی (MJ.cow^{-1})	انحراف معیار
تراکتور، تجهیزات و ماشین‌های دامپروری	۴۷۰/۹۰	۲۳۸/۰۴	۶۵۰/۰۲	۲۶۳/۴۷
سوخت‌های فسیلی	۳۸۲۳/۲۴	۱۲۳۹/۵۴	۹۶۵۷/۹۴	۳۹۸۴/۸۱
الکتریسته	۷۰۶/۹۷	۲۲۹/۴۸	۲۰۹۶/۳۳	۶۹۹/۶۱
نیروی‌کارگری	۱۳۱/۵۷	۴۰/۹۶	۴۸۹/۵۳	۱۵۲/۴۹
گوساله	۹۱۹/۲۰	۱۶۵/۰۹	–	–
خوراک	۵۴۷۱/۴۵	۲۴۲۴/۳۹	۴۳۶۱۱/۹۷	۵۰۸۷/۴۷
کنسانتره	۲۴۸۸/۵۴	۱۹۱۶/۱۶	۲۶۴۹۶/۹	۳۹۰۷/۲۲
سیلوی ذرت	۱۰۳۶/۳۳	۸۷۸/۹۹	۱۳۶۲۴/۰۰	۱۶۸۵/۵۸
یونجه	۷۳۷/۱۰	۲۶۳/۵۷	۳۴۷۶/۲۶	۵۳۷/۶۱
جو	۶۴۵/۲۲	۸۲۲/۳۳	–	–
کاه	۵۶۴/۲۴	۶۴۵/۱۳	–	–
شیر	–	–	۵۶۳۵۶/۵۵	۷۰۱۱/۸۹
گوساله پروار شده	۳۲۳۶/۲۲	۱۰۴/۱۱	۱۲۷۲/۵۳	۱۸۰/۶۶
کود گاوی	۲۱۳/۶۳	۲۸/۶۶	۶۴۷/۹۴	۱۷۳/۵۴

در رابطه با مدل ساخته شده با انفیس، مدل ایده‌ال پس از بارگذاری و پارتیشن بندی شبکه و با تغییر نوع و تعداد توابع عضویت، کم‌ترین مقدار خطا و همچنین بیش‌ترین مقدار ضریب همبستگی به دست آمد. در ساختار منتخب برای مدل‌سازی انرژی خروجی واحدهای پرورش گوساله، توابع عضویت برای هر ورودی ۳ در نظر گرفته شد همچنین انواع مختلف توابع موجود در انفیس مورد استفاده قرار گرفت و از این میان ساختار ساخته شده براساس تابع گاوسی نوع ۲، و تابع عضویت خروجی براساس تابع خطی انتخاب گردید. برای واحدهای پرورش گاو شیری ساختار ایجاد شده، براساس تابع گاوسی نوع ۲دارای و ۴ تابع عضویت برای هر ورودی و تابع خروجی نوع خطی به عنوان بهترین ساختار انتخاب گردید. ساختارهای منتخب دارای بیش‌ترین ضریب تشخیص و کم‌ترین میزان خطا نسبت به سایر ساختارهای ایجاد شده بودند. با توجه به ارقام مندرج درجدول۳، مدل سازی با هر دو روش، با توجه به ضریب تشخیص بالا، دارای دقت و عملکرد خوبی است. همچنین نتایج نشان داده است که در هر دو گروه دامداری‌ها، مدل ساخته شده با انفیس به دلیل ضریب تشخیص بالاتر، دارای عملکرد بهتری است که دلیل این امر فازی بودن داده‌ها در دامداری‌ها است.

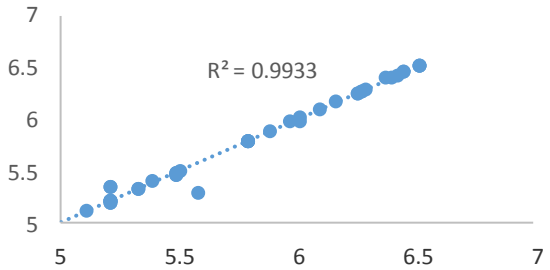
جدول ۳-.شاخصه‌های آماری محاسبه شده برای مدل‌سازی

مدل	RMSE	R^2
مدل شبکه عصبی واحدهای پرواری	۰/۰۴۲۵	۰/۸۱۱۸
مدل انفیس واحدهای پرواری	۰/۰۱۰۶	**۰/۹۸۹۹**
مدل‌شبکه عصبی واحدهای شیری	۰/۱۳۲۵	۰/۹۸۳۷
مدل انفیس واحدهای شیری	۰/۰۵۴۰۱	**۰/۹۹۳۳**

در نمودار ۳و۴ رابطه بین مقادیر اصلی و پیش بینی شده را با استفاده از مدل برگزیده انفیس نشان داده شده است.



نمودار ۳- ارتباط بین مقادیر پیش بینی شده و واقعی انرژی خروجی واحدهای پرورش گوساله



نمودار۴- ارتباط بین مقادیر پیش بینی شده و واقعی انرژی خروجی واحدهای پرورش گاو شیری

نتیجه‌گیری

استفاده از روش‌های هوش مصنوعی جهت مدل‌سازی انرژی، به دلیل سادگی و کم‌تر شدن زمان انجام محاسبات به خوبی می‌توانند مدل‌سازی را با وجود تعدد نهاده‌ها انجام دهند. از سوی دیگر فازی بودن ماهیت داده‌ها در کشاورزی و دامداری و عدم وجود امکان اندازه‌گیری داده‌ها به صورت دقیق و صریح، استفاده از روش سامانه فازی را توجیه می‌نماید. در این مطالعه نیز مدل ساخته شده بوسیله سامانه استنتاج عصبی - فازی تطبیقی چندلایه، با توجه به ضریب تشخیص بالاتر، مزیت استفاده از این نوع مدل‌سازی را به خوبی توجیه کرده است. در پایان، مدل‌سازی با روش های دیگر از جمله روش رگرسیون و الگوریتم ژنتیک، برای مقایسه با نتایج این تحقیق توصیه می‌گردد.

منابع و مآخذ

۱.بی نام: چکیده نتایج آمارگیری از گاوداری صنعتی کشور، مرکز آمار ایران، معاونت برنامه ریزی و نظارت راهبردی ریاست جمهوری،۱۳۹۲.

۲.سلطانعلی، ح. عمادی، ب. روحانی، ع. خجسته‌پور، م. ۱۳۹۳. مدل‌سازی روند انرژی مصرفی و انتشار گازهای گلخانه‌ای در واحدهای صنعتی پرورش گاو شیری مطالعه موردی :استان گیلان. نشریه پژوهش در نشخوارکنندگان. دوره ۲(۴). ۱۹۳-۱۷۵.

3. Basarir, A. Goals of Beef Cattle and Dairy Producers: A Comparison of the Fuzzy Pair -Wise Method and Simple Ranking Procedure, Annual Meeting Mobile. Agricultural Economics Association, 2003.

4. Cochran WG (1977). Sampling techniques. 3rd ed. New York: John Wiley and Sons.

5. Coley, D. A., Goodliffe, E., & Macdiarmid, J. (1998). The embodied energy of food: the role of diet. Energy policy, vol 26(6), 455-46.

6. Frorip, J., Kokin, E., Praks, J., Poikalainen, V., Ruus, A., Veermäe, I. & Ahokas, J. (2012). Energy consumption in animal production-case farm study.Agronomy research Biosystem engineering. Special, (1), 39-48.

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(2), 69-83 .

8.Heidari, M. D., Omid, M., & Akram, A. (2011). Energy efficiency and econometric analysis of broiler production farms. Energy, vol 36(11), 6536-6541.

9. Hosoz, M., Ertunc, H. M., Karabektas, M., & Ergen, G. (2013). ANFIS modelling of the performance and emissions of a diesel engine using diesel fuel and biodiesel blends. Applied Thermal Engineering, vol 60(1), 24-32.

10. Kitani, O (1999). CIGR Handbook of Agricultural Engineering, Energy and Biomass Engineering. Vol. 5. ASAE publication, St Joseph.

11. Meul, M., Nevens, F., Reheul, D., & Hofman, G. (2007). Energy use efficiency of specialised dairy, arable and pig farms in Flanders. Agriculture, Ecosystems & Environment, vol 119(1), 135-144.

12. Moitzi, G., Daniela, D. A. M. M., Weingartmann, H., & BOXBERGER, J. (2010). Analysis of energy intensity in selected Austrian dairy farms with focus on concentrate level in feeding. Bulletin of University of Agricultural Sciences and Veterinary Medicine Cluj-Napoca. Agriculture, vol 67(1).

13. Nabavi-Pelesaraei, A., Abdi, R., & Rafiee, S. (2014). Neural network modeling of energy use and greenhouse gas emissions of watermelon production systems. Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences.

14. Ozkan, B., Akcaoz, H., & Fert, C. (2004). Energy input–output analysis in Turkish agriculture. Renewable energy, vol 29(1), 39-5.

15. Safa, M., & Samarasinghe, S. (2011). Determination and modelling of energy consumption in wheat production using neural networks:"A case study in Canterbury province, New Zealand". Energy, 36(8), vol 5140-5147.

16. Sainz, RD. (2003). Livestock-environment initiative fossil fuels component: framework for calculation fossil fuel use in livestock systems. http://www.fao.org.

17. Sefeedpari, P., Rafiee, S. H., Akram, A., & Mousavi-Avval, S. H. (2012). Application of Fuzzy Data Envelopment Analysis for Ranking Dairy Farms in the View of Energy Efficiency. Journal of Animal Production Advances, vol 2(6), 284-296.

18. Sefeedpari, P., Rafiee, S., Akram, A., & Komleh, S. H. P. (2014). Modeling output energy based on fossil fuels and electricity energy consumption on dairy farms of Iran: Application of adaptive neural-fuzzy inference system technique.Computers and Electronics in Agriculture, vol 109, 80-85.

19. Singh S, Mittal JP (1992). Energy in production agriculture. Mittal pub. New Delhi.

20. Stat Soft Inc. Electronic Statistics Textbook (Tulsa, OK), 2004.

21. Wells D (2001). Total energy indicators of agricultural sustainability: dairy farming case study. Technical paper. Ministry of Agriculture and Forestry, Wellington. ISBN: 0-478-07968-0, http://www.maf.govt.nz.

Modeling output energy in the livestock farms based on the pattern of energy consumption using the methods of Artificial Intelligence: A Case Study of beef and dairy farming

Abstract

The aim of the present research is to study two intelligent systems of artificial neural network and nervous- fuzzy inference comparative multi - layered system (ANFIS). For modeling of the output energy in production of the beef and dairy farming. By using equivalent energy of inputs, the average input and output energy in steer farms during this period was calculated 11523.35 and 3449.85 MJ for each head steer respectively. The amount for dairy farms, was calculated 56563.46 and 58277.03 MJ for each head steer respectively and using them, modeling of the output energy for each unit of input energy was performed by two above methods. The results showed that the model of nervous- fuzzy inference comparative multi - layered system with the correlation coefficient of 0.9899 for steer farms and0.9933 for dairy farms, has better performance and accuracy than that of the artificial neural network with the correlation coefficient of 0.8118 and the structure of (6 - 16 - 1) for steer farms and correlation coefficient of 0.9837 and the structure of (5 - 12 - 1) for dairy farms.

Keyword: Energy, Nervous- fuzzy inference comparative, Artificial neural network, steer and dairy farming, Modeling.