

مدل‌سازی انرژی ستانده در واحدهای پرورش گاو شیری و گاو پرواری با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و انفیس (مطالعه موردی: استان مازندران، ایران)

رسول لقمانپور زرینی^{۱*}، نوید قوی حسین زاده^۲، حسن نبی‌پور افروزی^۳

۱- عضو هیات علمی، گروه ماشین‌های کشاورزی، آموزشکده کشاورزی ساری، دانشگاه فنی و حرفه‌ای، مازندران، ایران

۲- دانشیار گروه علوم دامی، دانشکده علوم کشاورزی، دانشگاه گیلان

۳- عضو هیات علمی، گروه علوم دامی، آموزشکده کشاورزی ساری، دانشگاه فنی و حرفه‌ای، مازندران، ایران

(تاریخ دریافت: ۹۷/۰۲/۲۵ - تاریخ پذیرش: ۹۷/۰۶/۳۱)

چکیده

در این پژوهش شبکه عصبی مصنوعی و سامانه استنتاج عصبی-فازی تطبیقی چندلایه (انفیس)، برای مدل‌سازی انرژی خروجی در واحدهای پرورش گاو شیری و گاو پرواری مورد مطالعه قرار گرفتند. برای این منظور، مطابق رابطه کوکران، تعداد ۱۰۵ واحد پرورش گاو پرواری و گاو شیری به طور تصادفی از پنج شهرستانی که عمده‌ترین تولیدکننده این بخش در استان مازندران بودند، در سال‌های ۱۳۹۵ تا ۱۳۹۶ انتخاب شدند. با استفاده از تراز انرژی نهاده‌ها و ستانده‌ها، میانگین انرژی نهاده و ستانده برای هر رأس گاو در واحدهای پرورش گاو پرواری به ترتیب برابر ۱۶۹۹۴/۷۶ و ۳۴۴۹/۸۵ مگاژول و برای واحدهای پرورش گاو شیری به ترتیب برابر ۱۰۰۱۰۰ و ۵۸۲۷۷ مگاژول محاسبه شد. همچنین شاخص‌های نسبت انرژی، بهره‌وری انرژی، انرژی ویژه و افزوده خالص انرژی برای هر رأس گاو در واحدهای گاو شیری به ترتیب برابر ۰/۵۸، ۰/۰۸، ۰/۰۲ مگاژول بر کیلوگرم و ۱۲/۵ مگاژول بر کیلوگرم و ۴۱۸۲۵/۹۳- مگاژول و برای واحدهای گاو پرواری به ترتیب برابر ۰/۲، ۰/۰۲ مگاژول بر کیلوگرم و ۵۰ مگاژول بر کیلوگرم و ۱۳۵۴۴/۹۱- مگاژول بود. با استفاده از نتایج تحلیل آماری داده‌ها، مدل‌سازی میزان انرژی خروجی به ازای انرژی ورودی با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی و استنتاج عصبی-فازی انجام گرفت. نتایج نشان داد مدل سامانه استنتاج عصبی-فازی تطبیقی چندلایه با ضریب تشخیص ۰/۹۸۹۹ برای واحدهای پرورش گاو پرواری 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 گاو پرواری و ضریب تشخیص ۰/۹۸۳۷ و ساختار ۱-۱۲-۵ برای واحدهای پرورش گاو شیری دارای عملکرد و دقت بهتری بودند.

واژه‌های کلیدی: انرژی، سامانه استنتاج عصبی فازی تطبیقی، شبکه عصبی مصنوعی، گاو شیری، مدل‌سازی

مقدمه

انرژی یک نقش مهم و محوری در توسعه و پیشرفت ملت‌ها ایفا می‌کند. در هر جامعه از سنتی گرفته تا صنعتی، هزینه‌های انرژی و قابلیت دسترسی به آن می‌تواند عامل ایجاد بحران باشد. وابستگی بیش از حد به منابع انرژی در صنایع زیستی کشورهای توسعه یافته و در حال توسعه منجر به بروز مشکلات عدیده زیست محیطی، تجاری، فنی و حتی اجتماعی شده است که کاهش آثار منفی آن نیاز به بررسی عمیق دارد. مدیریت انرژی یکی از مناسب‌ترین راه‌ها برای بهره‌برداری بیشتر از سوخت‌های فسیلی و منابع انرژی است (Kiefer *et al.*, 2015).

اهمیت امنیت غذایی و لاجرم بودن تولید انبوه، بررسی الگوهای چرخه انرژی و بهره‌وری آن را در بخش کشاورزی و صنایع زیستی ملزم نموده است. بهبود بهره‌وری چرخه انرژی در صنایع کشاورزی یکی از اقدامات کلیدی برای بهبود مصرف انرژی است که صرفه‌جویی مالی، حفاظت از منابع فسیلی و کاهش آلودگی زیست محیطی را به دنبال دارد (عمید و مصری گندشمین، ۱۳۹۵). بخش دامپروری به عنوان یکی از منابع عمده تامین مواد غذایی جمعیت‌های در حال رشد دارای نقش اساسی در برقراری امنیت غذایی است. افزایش تولید در واحدهای صنعتی پرورش دام نیازمند استفاده از تجهیزات صنعتی است که همراه با مصرف بیش‌تر انرژی حاصل از سوخت‌های فسیلی و الکتریسیته خواهد بود. لذا، به دلیل بالا بودن قیمت انرژی از یک سو و رو به پایان بودن منابع آن از سوی دیگر، لزوم توجه به افزایش کارایی انرژی مصرفی در تولید ضروری است. در این رابطه با آگاهی از میزان تاثیر هر نهاد بر عملکرد واحدهای تولیدی می‌توان از مصرف غیرضروری نهاده‌ها خودداری نمود. علاوه بر لزوم توجه به استفاده بهینه و کارآمد از منابع انرژی، استفاده از مدل‌های مناسب و کارآمد می‌تواند اطلاعات مفیدی از تاثیر هر یک از نهاده‌ها بر عملکرد محصول مورد نظر را در اختیار قرار خواهد دهد.

هرچند مدل‌سازی با استفاده از تجزیه و تحلیل رگرسیون در گذشته نه چندان دور بسیار مورد توجه محققان بوده است، اما امروزه استفاده از روش‌های هوش مصنوعی، برای حل مسائل پیچیده و به عنوان جایگزین روش‌های سنتی، مورد توجه بیشتری قرار گرفته است. شبکه‌های هوش

مصنوعی (ANN^۱)، سیستم‌های دینامیکی هستند که با پردازش روی داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. این سیستم‌ها بر اساس محاسبات روی داده‌های عددی یا مثال‌ها، قوانین کلی را فرا می‌گیرند. به دلیل کاربرد ساده-تر این روش‌ها و انعطاف‌پذیری بیش‌تر آن‌ها در مقایسه با روش‌های قدیمی و کاربرد گسترده آن‌ها در علوم مختلف، امروزه مدل‌سازی با این روش‌ها در تحقیقات زیادی مورد استفاده قرار گرفته است (صیادی، ۱۳۸۷). شبکه‌های عصبی مصنوعی نوعی مدل‌سازی ساده‌سازی شده از سیستم‌های عصبی واقعی هستند که کاربرد فراوانی در حل مسائل مختلف در علوم دارند. حوزه کاربرد این شبکه‌ها آنچنان گسترده است که از کاربردهای طبقه‌بند گرفته تا کاربردهایی نظیر درون‌یابی، تخمین تابع، آشکارسازی و فشرده‌سازی سیگنال‌ها و غیره را شامل می‌شود (صیادی، ۱۳۸۷). از مزایای این روش می‌توان به قابلیت مدل‌سازی سیستم‌های غیرخطی با پیچیدگی‌های دلخواه، قابلیت تعلیم، قابلیت تطبیق، قابلیت تعلیم دادن، قابلیت تحمل آسیب، قابلیت ترمیم، قابلیت استفاده از حافظه شراکتی، سرعت بالای پردازش به علت پردازش موازی، یگانگی در تجزیه و تحلیل طراحی و تشابه با سیستم عصبی انسان (هوشمند بودن) اشاره کرد (صیادی، ۱۳۸۷).

در این رابطه تحقیقات گوناگونی در واحدهای دامپروری صورت گرفته است، از جمله 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 مورد بررسی قرار گرفته است (Moitzi *et al.*, 2010). 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 (Basarir, 2003). 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 غیرمستقیم

عرض شمالی نسبت به خط استوا و در شمال کشور و در سواحل جنوبی دریای خزر قرار گرفته است. این استان به علت وضعیت آب و هوایی مناسب دارای پتانسیل بسیار بالا برای توسعه بخش‌های کشاورزی و دامی است. در شکل ۱ موقعیت استان مازندران و همچنین شهرستان‌های مورد مطالعه که اطلاعات مورد نیاز نمونه‌های تحقیق حاضر از آن مناطق جمع‌آوری شد، نشان داده شده است.

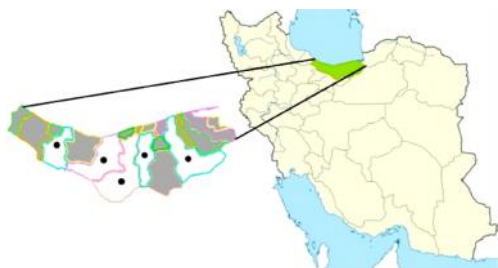


Fig. 1. Position of Mazandaran province and under study cities

شکل ۱- موقعیت استان مازندران و شهرستان‌های مورد مطالعه

ظرفیت دامداری‌های پرواری با دوره‌های مختلف زمانی پرواربندی استان مازندران ۱۹۴۵۷ راس دام و ظرفیت دامداری‌های شیری ۹۳۶۱ راس گزارش شده است که نقش قابل توجهی را در تولید شیر و گوشت قرمز کشور دارا است (بی نام، ۱۳۹۶). داده‌های مورد استفاده در این تحقیق با استفاده از مصاحبه مستقیم با دامپروران و تکمیل پرسشنامه به وسیله آنان بدست آمد. حجم نمونه برای بدست آوردن اطلاعات با استفاده از روش نمونه‌گیری تصادفی مطابق رابطه زیر محاسبه و تعیین شد (Cochran, 1977):

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

در این رابطه، 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 بدست می‌آید، s انحراف معیار صفت مورد مطالعه در جامعه و d دقت احتمالی مطلوب است (لقمانپور زرینی و اکرم، ۱۳۹۶). محاسبه حجم نمونه در سطح ۹۵٪ و با خطای ۵٪ انجام شد.

(ماشین‌ها و تجهیزات، خوراک دام و نهاده‌های لازم جهت تولید علوفه) بسیار قابل توجه است، چنانچه گازوئیل مصرفی بیش‌ترین سهم را در انرژی ورودی داشته است (Meul *et al.*, 2007). 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 (Sefeedpari *et al.*, 2012). 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 پیش‌بینی عملکرد شیر در واحدهای پرورش گاو شیری کانادا اشاره نمود (Grzesiak *et al.*, 2006). 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 شود (Sefeedpari *et al.*, 2014).

هدف اصلی از مطالعه حاضر، بکارگیری شبکه عصبی مصنوعی و سامانه استنتاج عصبی فازی-تطبیقی چندلایه (انفیس^۱) برای مدل‌سازی مصرف انرژی در چرخه تولید و شاخص‌های مصرف انرژی نهاده و ستانده در واحدهای صنعتی و نیمه صنعتی پرورش گاو پرواری و گاو شیری استان مازندران بود.

مواد و روش‌ها

اطلاعات مورد نیاز این تحقیق از پنج شهرستان استان مازندران (به ترتیب از شرق به غرب: ساری، بابل، آمل، نور و چالوس) در فاصله سال‌های ۱۳۹۵ تا ۱۳۹۶ جمع‌آوری شد (شکل ۱). از دلایل انتخاب این شهرستان‌ها، سهم بیشتر این شهرستان‌ها از واحدهای پرورش گاو شیری پرواری استان مازندران و همچنین پراکنده بودن نمونه‌های مورد مطالعه در سطح استان بوده است. استان مازندران از لحاظ موقعیت جغرافیایی بین ۵۰ درجه و ۳۴ دقیقه تا ۵۴ درجه و ۱۰ دقیقه طول شرقی از نصف‌النهار گرینویچ و ۳۵ درجه و ۴۷ دقیقه تا ۳۶ درجه و ۳۵ دقیقه

1. Adaptive Neural Fuzzy Inference System (ANFIS)

تولید شیر یا گوشت تولیدی (کیلوگرم) به ازای هر واحد مصرف انرژی (مگاژول)، SE^5 یا انرژی ویژه نشان‌دهنده مصرف انرژی (مگاژول) به ازای تولید هر کیلوگرم شیر یا گوشت تولیدی، NE^6 یا افزوده خالص انرژی بیانگر میزان تولید انرژی در ازای یک دوره پرورش و E_{out} انرژی خروجی (بر حسب مگاژول برای هر راس گاو پرواری یا شیری)، E_{in} انرژی ورودی (بر حسب مگاژول برای هر راس گاو پرواری یا شیری) و Y عملکرد محصول (بر حسب کیلوگرم شیر تولیدی یا کیلوگرم گوشت تولیدی) است.

شبکه‌های عصبی مصنوعی در حقیقت مدل‌های محاسباتی هستند که با دریافت بخشی از داده‌های ورودی به عنوان مثال‌هایی آموزشی دیده و پس از یادگیری می‌توانند پارامترهای خروجی را متناسب با پارامترهای ورودی پیش‌بینی نمایند. در این مطالعه از شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه (MLP^7) بر پایه الگوریتم پس‌انتشار که از چندین لایه از عناصر پردازنده ساده به نام نورون 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 نورون‌ها در لایه‌های مختلف باعث ایجاد ساختارهای مختلفی در شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌شود. در این شبکه‌ها سیگنال ورودی در مسیری رو به جلو به صورت لایه به لایه منتشر می‌شود. در شکل ۲ ساختار پرسپترون چند لایه نشان داده شده است.

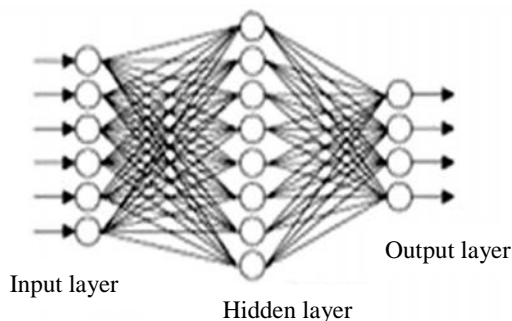


Fig. 2. Schematic diagram of ANN model with 6-8-4 structure

شکل ۲- نمودار شماتیک مدل شبکه عصبی مصنوعی با ساختار ۴-۸-۶

با توجه به حجم جامعه آماری واحدهای پرورش گاو پرواری در استان مازندران و روش نمونه‌گیری تصادفی، اطلاعات ۷۵ واحد مورد بررسی قرار گرفت، ولی به دلیل تفاوت‌های زیاد در روش و مدت دوره پروار بندی، ۶۰ 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 با توجه به تعداد واحدهای پرورش گاو شیری در استان مازندران، ۴۹ واحد انتخاب شد که اطلاعات ۴۵ واحد مورد بررسی و تحلیل قرار گرفت (اطلاعات چهار واحد ناقص بوده و در مرحله تحلیل آماری حذف شد). برای تبدیل نهاده‌های ورودی و حامل‌های انرژی مورد استفاده در واحدهای پروار بندی گوساله به انرژی معادل مصرفی از ضرایب معادل تبدیل انرژی استفاده شد که مقدار این ضرایب در جدول ۱ ارائه شده است. برای برآورد انرژی ماشین‌ها و تجهیزات از رابطه زیر استفاده شد (Sefeedpari *et al.*, 2012):

$$ME = \frac{G \times M_p \times t}{T}$$

در این رابطه، ME^1 انرژی معادل ماشین‌ها و تجهیزات، M_p^2 معادل انرژی فرایند تولید ماشین‌ها، t ساعت کار ماشین در هر دوره، G وزن ماشین و T ساعت عمر مفید ماشین است. کارایی انرژی ستانده و نهاده با استفاده از روابط زیر محاسبه شدند (نبی‌پور افروزی و همکاران، ۱۳۹۵).

$$E = \frac{E_o}{E_{il}}$$

$$E = \frac{Y}{E_{il}}$$

$$S = \frac{E_{il}}{Y}$$

$$NE = E_{out} - E_{in}$$

در روابط بالا، ER^3 یا نسبت انرژی بیانگر عملکرد یا بازدهی انرژی، EP^4 یا بهره‌وری انرژی نشان‌دهنده میزان

5. Specific Energy
6. Net Energy
7. Multi Layer Perception

1. Machinery Energy
2. Machines Production
3. Energy Ratio
4. Energy Productivity

(RMSE¹)، ریشه دوم میانگین مربعات خطا (MSE) و ضریب تبیین (R²) استفاده شد. معادله مربوط به این شاخص‌های آماری در روابط زیر ارائه شده است (Safa and Samarasinghe, 2011):

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

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

در رابطه‌های بالا، O_i داده اندازه‌گیری شده، P_i داده پیش‌بینی شده، O_{ave} میانگین داده‌های اندازه‌گیری شده، P_{ave} میانگین داده‌های پیش‌بینی شده و n تعداد داده‌ها است. در این تحقیق، اطلاعات اولیه مصرف انرژی نهاده و تولید ستانده و شاخص‌های انرژی در واحدهای پرورش گاو شیری و گوشتی با استفاده از نرم‌افزار Excel نسخه ۲۰۱۳ و SPSS نسخه ۲۰ مورد ارزیابی قرار گرفت و به منظور مدل‌سازی انرژی ستانده از نرم‌افزار MATLAB R2013a بهره گرفته شد.

نتایج و بحث

به منظور تجزیه و تحلیل انرژی ورودی و خروجی و همچنین مدل‌سازی چرخه انرژی در واحدهای پروراندی گوساله و واحدهای پرورش گاو شیری، شاخص‌های نسبت انرژی، بهره‌وری انرژی، انرژی ویژه و افزوده خالص انرژی و همچنین مقدار انرژی ورودی و خروجی برای هر راس دام محاسبه شد که نتایج حاصل از این محاسبات در جداول ۲ تا ۴ منعکس شده است. مقدار انرژی ورودی برای پرورش و تولید گوساله به ازای هر راس گاو پروراندی ۱۶۹۹۴/۷۶ مگاژول 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 داد. میزان انرژی خروجی نیز مربوط به گوشت و کود تولیدی دام در یک دوره

برای ایجاد شبکه عصبی مصنوعی در واحدهای پرورش گوساله (گاو پروراندی)، سوخت، ماشین‌ها، نیروی کارگری، گوساله لاغر، الکتریسته و خوراک به عنوان پارامترهای ورودی و گوساله پروراندی شده پارامتر خروجی در نظر گرفته شده است و در واحدهای پرورش گاو شیری، پارامترهای ورودی شامل سوخت، ماشین‌ها، نیروی کارگری، الکتریسته و خوراک و پارامترهای خروجی شیر تولیدی و گوشت گوساله و کود دامی است. در طراحی مدل شبکه عصبی مصنوعی، پیش از شروع شبیه‌سازی، داده‌ها به دو دسته داده‌های آموزش و داده‌های آزمون مدل تقسیم شدند. ۶۰ درصد از داده‌های تحقیق به عنوان داده‌های آموزشی (به ترتیب ۳۶ و ۲۷ داده برای واحدهای پرورش گاو پروراندی و گاو شیری)، ۲۵ درصد از داده‌ها نیز جهت آزمون (به ترتیب ۱۵ و ۱۱ داده برای واحدهای پرورش گاو پروراندی و گاو شیری) و ۱۵ درصد جهت اعتبارسنجی مدل (به ترتیب ۹ و ۷ داده برای واحدهای پرورش گاو پروراندی و گاو شیری) مشخص شدند. تعداد نورون‌های 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 شد.

علاوه بر مدل‌سازی 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 (Hosoz *et al.*, 2013). محدودیت اصلی مدل‌سازی با انفیس نسبت به مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی، محدودیت در تعداد ورودی‌ها است. 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 خوشه‌بندی استفاده شد. به این ترتیب که ورودی‌ها با یکدیگر ترکیب شده و به دو گروه انرژی تجدیدپذیر (نیروی کارگری، خوراک و گوساله) و تجدیدنپذیر (الکتریسته، سوخت و ماشین‌ها و ادوات) تقسیم و ساختار انفیس بر اساس آن تشکیل شد. در این تحقیق مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی و همچنین انفیس با استفاده از نرم‌افزار MATLAB انجام شد. همچنین برای انتخاب مدل بهینه از شاخص‌های آماری مختلف از قبیل جذر میانگین مربعات خطا

1. Root Mean Square Error

جدول ۱- محتوی انرژی نهاده‌ها (مصرف شده) و ستانده (تولید شده) در واحدهای پرورش گاو شیری و پرواری
Table 1. Energy content of inputs (consumed) and outputs (produced) in dairy and fattening cattle farms

Items	Energy equivalent (MJ/unit)	Reference
Inputs:		
Tractor (kg)	9-10	(Kitani, 1999)
Implement and Machinery (kg)	6-8	(Kitani, 1999)
Diesel fuel (L)	47.8	(Kitani, 1999)
Petrol(L)	46.3	(Kitani, 1999)
Oil(L)	36.7	(Kitani, 1999)
Natural Gas (m ³)	49.5	(Kitani, 1999)
Electricity (kWh)	11.93	(Ozkan <i>et al.</i> , 2004)
Human Labor (h)	1.96	(Kitani, 1999)
Calf(kg)	6.5	(Frorip <i>et al.</i> , 2012)
Concentrate (kg)	6.3	(Meul <i>et al.</i> , 2007)
Maize (kg)	2.2	(Wells, 2001)
Alfalfa (kg)	1.5	(Sainz, 2003)
Barley (kg)	3.81	(Frorip <i>et al.</i> , 2012)
Straw(kg)	2.77	(Frorip <i>et al.</i> , 2012)
Outputs:		
Milk(kg)	7.14	(Coley, 1998)
Meat(kg)	9.22	(Singh and Mittal, 1992)
Manure (kg)	0.3	(Loghmanpour zarini <i>et al.</i> , 2014)

۱۳۹۳) که نشان‌دهنده مصرف بیشتر انرژی ورودی در گاو‌داری‌های منطقه مورد مطالعه است. مطابق نتایج جداول ۲ و ۳، شاخص نسبت انرژی در واحدهای پرورش گاو شیری ۰/۵۸ و در واحدهای پرورش گاو پرواری برابر ۰/۲ برآورد شد. در شکل‌های ۳ و ۴ درصد نهاده‌های مصرفی در تولید شیر در واحدهای پرورش گاو شیری و تولید گوشت در واحدهای پرورش گاو پرواری ارائه شده است.

برای یافتن 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 نورون‌ها، پارامترهای یادگیری و معماری شبکه بوده و نهایتاً برای میزان انرژی خروجی واحدهای پرورش گوساله، شبکه عصبی مصنوعی با یک لایه ورودی با ۶ نورون، یک لایه پنهان با ۱۶ نورون و یک لایه خروجی با یک نورون (۱-۱۶) به عنوان مناسب‌ترین شبکه انتخاب شد. نتایج نشان داد، ساختار با یک لایه مخفی و تعداد کم‌تر نورون نتایج بهتری را نشان می‌دهد و می‌توان ادعا نمود لایه مخفی و تعداد نورون کم‌تر، مشکلات کم‌تری در پیش‌برازش و در مرحله سعی و خطا ایجاد می‌کند. مناسب-ترین شبکه عصبی ساخته شده برای واحدهای پرورش گاو

پروارپندی ۶ ماهه بود. با توجه به تحلیل نتایج، برای تولید هر کیلو گوشت گوساله، نیاز به مصرف ۵۰ مگاژول انرژی است. این نسبت برای واحدهای تولیدکننده گوشت مرغ ۷۱/۹۵ مگاژول بر هر کیلوگرم گوشت مرغ بدست آمده است (Heidari *et al.*, 2011)، که نشان از بهره‌وری بیش-تر انرژی در واحدهای تولید گوشت گوساله نسبت به گوشت مرغ دارد. در دامداری‌های شیری نیز میزان انرژی ورودی برای پرورش گاو و تولید شیر به ازای هر راس دام ۱۰۰۱۰۰ 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 داد. میزان انرژی خروجی نیز ۵۸۲۷۷/۰۳ مگاژول به ازای هر راس دام محاسبه شد که مربوط به شیر، گوشت و کود تولیدی دام در یک دوره شیردهی بود. در تحقیقی مشابه، در دامداری‌های شیری استان تهران میزان انرژی ورودی به ازای هر راس گاو ۵۳۱۰۲ مگاژول بوده و میزان انرژی خروجی نیز ۵۸۳۱۵ مگاژول برای هر راس گاو محاسبه شده است (Sefeedpari *et al.*, 2014). این مقادیر برای دامداری‌های شیری استان گیلان به ترتیب ۵۲۵۹۱ و ۲۴۸۴۹ مگاژول برای هر راس محاسبه شده است (سلطانعلی و همکاران،

و دارای چهار تابع عضویت برای هر ورودی و تابع خروجی نوع خطی به عنوان بهترین ساختار انتخاب شد. ساختارهای منتخب دارای بیشترین ضریب تشخیص و کمترین میزان خطا نسبت به سایر ساختارهای ایجاد شده بودند. با توجه به ارقام مندرج در جدول ۵، مدل‌سازی با هر دو روش، با توجه به ضریب تشخیص بالا، دارای دقت و عملکرد خوبی بودند. همچنین نتایج نشان داد که در هر دو گروه دامداری‌ها، مدل ساخته شده با انفیس به دلیل ضریب تشخیص بالاتر، دارای عملکرد بهتری بود که دلیل این امر احتمالاً فزای بودن داده‌ها در دامداری‌ها بوده است.

در شکل‌های ۵ و ۶ رابطه بین مقادیر اصلی و پیش‌بینی شده با استفاده از مدل برگزیده انفیس نشان داده شده است. توزیع داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده به وسیله مدل در شکل ۵ برای واحدهای پرورش گاو شیری و در شکل ۶ برای واحدهای پرورش گاو پرواری ارائه شده است. نتایج حاصل از محاسبه رابطه مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی انرژی ستانده در واحدهای پرورش گاو پرواری نشان داد که ارتباط بسیار نزدیکی برقرار است. ضریب همبستگی با استفاده از مدل پیش‌بینی در واحدهای پرورش گاو پرواری ۰/۹۸۹ برآورد شد.

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، بدست می‌آید. (Stat Soft Inc, 2004). طبق نتایج بدست آمده در واحدهای پرواری، خوراک و در واحدهای شیری، الکتریسته ضریب حساسیت بیش‌تری را به خود اختصاص دادند.

در رابطه با مدل ساخته شده با انفیس، مدل بهینه پس از بارگذاری و پارتیشن‌بندی شبکه و با تغییر نوع و تعداد توابع عضویت، کمترین مقدار خطا و همچنین بیش‌ترین مقدار ضریب همبستگی بدست آمد. در ساختار منتخب برای مدل‌سازی انرژی خروجی واحدهای پرورش گاو پرواری، توابع عضویت برای هر ورودی، سه در نظر گرفته شد و همچنین انواع مختلف توابع موجود در انفیس مورد استفاده قرار گرفت و از این میان ساختار ساخته شده بر اساس تابع گاوسی نوع دو و تابع عضویت خروجی بر اساس تابع خطی انتخاب شد. تابع گاوسی یا توزیع طبیعی در علوم احتمال، آمار و هوش مصنوعی و به ویژه در توزیع نرمال، استفاده فراوان دارد. ساختار ایجاد شده برای واحدهای پرورش گاو شیری بر اساس تابع گاوسی نوع دو

جدول ۲- شاخص‌های انرژی و مقدار آنها در واحدهای پرورش گاو شیری

Table 2. The energy indexes and their amounts in dairy cattle farms

Items	Unit	Value
Energy use efficiency	-	0.58
Energy production	KgMJ ⁻¹	0.08
Specific energy	MJkg ⁻¹	12.5
Net energy	MJCow ⁻¹	-41825.93

جدول ۳- شاخص‌های انرژی و مقدار آنها در واحدهای پرورش گاو پرواری

Table 3. The energy indexes and their amounts in beef cattle farms

Items	Unit	Value
Energy use efficiency	-	0.2
Energy production	KgMJ ⁻¹	0.02
Specific energy	MJkg ⁻¹	50
Net energy	MJCow ⁻¹	-13544.91

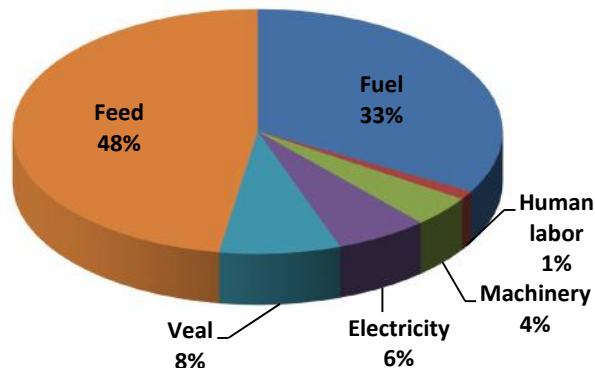


Fig. 3. Percentage of each input energies in beef cattle farms
 شکل ۳- درصد هر یک از انرژی‌های ورودی واحدهای پرورش گاو پرواری

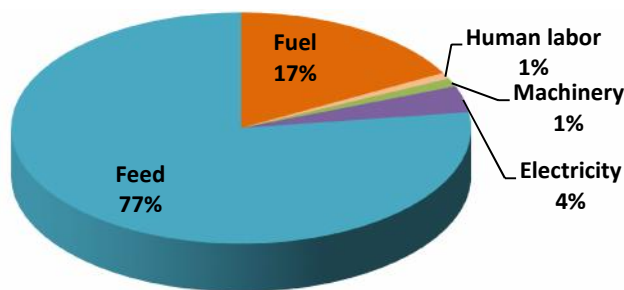


Fig. 4. Percentage of each input energies in dairy farms
 شکل ۴- درصد هر یک از انرژی‌های ورودی در واحدهای پرورش گاو شیری

جدول ۴- مقادیر انرژی نهاده (مصرف شده) و ستانده (تولید شده) در واحدهای پرورش گاو شیری و گوشتی

Table 4. Energy values of inputs and outputs in dairy and beef production farms

Items (unit)	Standard deviation	Energy (MJ/cow)	Standard deviation	Energy (MJ/steer)
Inputs				
Tractor, Implement and Machinery (kg)	263.47	650.02	238.04	470.90
Fuel (L)	3984.81	9657.94	1239.54	3823.24
Electricity (kWh)	699.61	2096.33	229.48	706.97
Human labor (h)	152.42	489.53	40.96	131.57
Steer (kg)	-	-	165.09	919.20
Feed (kg)	5087.47	43611.99	2424.39	5471.45
Concentrate (kg)	3907.22	26496.90	1916.19	2488.54
Silage Corn (kg)	1685.58	13624.00	878.99	1036.33
Alfalfa (kg)	537.61	3476.26	263.57	737.10
Barley (kg)	-	-	822.33	645.22
Straw (kg)	-	-	645.13	564.24
Outputs				
Milk(kg)	7011.89	56356.55	-	-
Meat(kg)	180.66	1272.53	104.11	3236.22
Manure(kg)	173.54	647.94	28.66	213.63

جدول ۵- معیارهای آماری محاسبه شده برای مدل سازی به وسیله روش های شبکه عصبی مصنوعی و انفیس

Table 5. Calculated statistical criteria for modeling by ANN and ANFIS methods

Models	R ²	RMSE
Neural network model of beef cattle farms	0.8118	0.425
ANFIS model of beef cattle farms	0.9899	0.0106
Neural Network Model of Dairy Cattle Units	0.9837	0.1325
ANFIS Model of Dairy Cattle Units	0.9933	0.05401

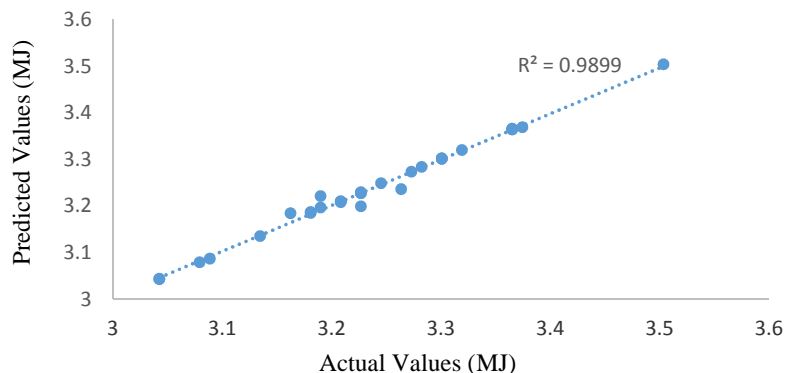


Fig. 5. Relationship between the predicted and actual values of the energy output of beef cattle farms

شکل ۵- ارتباط بین مقادیر پیش بینی شده و واقعی انرژی خروجی واحدهای پرورش گاو پرواری

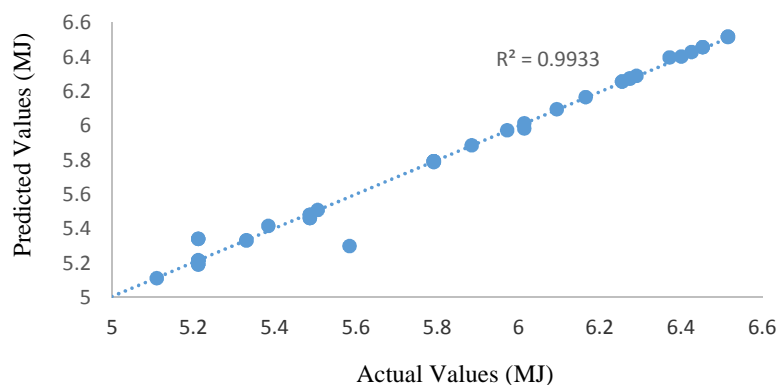


Fig. 6. Relationship between the predicted and actual values of the output energy of dairy cattle farming

شکل ۶- ارتباط بین مقادیر پیش بینی شده و واقعی انرژی خروجی واحدهای پرورش گاو شیری

انرژی ستانده در واحدهای پرورش گاو شیری نسبت به واحدهای پرورش گاو پرواری است.

نتیجه گیری کلی

نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد که نسبت انرژی خروجی به انرژی ورودی در واحدهای پرورش گاو شیری بیشتر از واحدهای پرورش گاو پرواری است، اما از لحاظ

نتایج گزارش شده در شکل ۶ نشان دهنده ارتباط بسیار نزدیک بین مقادیر پیش بینی شده و واقعی انرژی ستانده در واحدهای پرورش گاو شیری است. مقدار ضریب همبستگی در واحدهای پرورش گاو شیری ۰/۹۹۳ برآورد شد که نشان از دقت بیشتر در مقادیر پیش بینی شده

تشکر و قدردانی

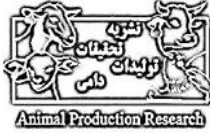
نویسندگان این پژوهش از حمایت‌های دانشگاه فنی و حرفه‌ای و همچنین از مدیران واحدهای پرورش گاو شیری و گاو پرواری برای ارائه و تکمیل اطلاعات نهایت سپاس را دارند.

افزوده خالص انرژی واحدهای پرورش گاو پرواری دارای وضعیت بهتری هستند. در ارتباط با مدل‌سازی انرژی ستانده، مدل ساخته شده به وسیله سامانه استنتاج عصبی-فازی تطبیقی چندلایه، با توجه به ضریب تشخیص بالاتر، مزیت بیشتری را از خود نشان داد.

فهرست منابع

- بی نام. ۱۳۹۶. چکیده نتایج آمارگیری از گاوداری صنعتی کشور. مرکز آمار ایران. معاونت برنامه ریزی و نظارت راهبردی ریاست جمهوری.
- سلطانعلی ح، عمادی ب، روحانی ع. و خجسته‌پور م. ۱۳۹۳. مدل‌سازی روند انرژی مصرفی و انتشار گازهای گلخانه‌ای در واحدهای صنعتی پرورش گاو شیری مطالعه موردی: استان گیلان. پژوهش در نشخوارکنندگان، ۲(۴): ۱۹۳-۱۷۵.
- صیادی الف. ۱۳۸۷. آشنایی مقدماتی با شبکه‌های عصبی مصنوعی. انتشارات دانشگاه صنعتی شریف.
- عمید س. و مصری گندشمین ت. ۱۳۹۵. مدل‌سازی راندمان انرژی در تولید مرغ گوشتی به کمک رویکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون (مطالعه موردی: استان اردبیل). تحقیقات تولیدات دامی، ۵(۲): ۸۵-۷۳.
- لقمانپور زرینی ر. و اکرم الف. ۱۳۹۶. بررسی بهره‌وری انرژی در فرآیند تولید خیار گلخانه‌ای (مطالعه موردی: استان مازندران). کنفرانس ملی تولیدات زراعی و باغی، ۵ بهمن، دانشگاه گنبد کاووس، گنبد کاووس، گلستان، ایران.
- نبی‌پور افروزی ح، عابدی فیروزجایی ر. و لقمانپور زرینی ر. ۱۳۹۵. محاسبه شاخص‌های مصرف انرژی و انتشار گازهای گلخانه‌ای در سالن‌های پرورش گاو شیری (مطالعه موردی: استان اصفهان). اولین همایش ملی یافته‌های نوین در علوم کشاورزی محیط زیست و منابع طبیعی پایدار، ۱۵ و ۱۶ مهر، تهران، ایران.
- Basarir A. 2003. 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.
- Cochran W. 1977. Sampling techniques. 3rd ed. New York: John Wiley and Sons.
- Coley D. A., Goodliffe E. and Macdiarmid J. 1998. The embodied energy of food: the role of diet. Energy Policy, 26(6): 455-465.
- Frorip J., Kokin E., Praks J., Poikalainen V., Ruus A., Veermäe I. and Ahokas J. 2012. Energy consumption in animal production-case farm study. Agronomy Research Biosystem Engineering, 1: 39-48.
- Grzesiak W., Błaszczyk P. and 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, 54(2): 69-83.
- Heidari M. D., Omid M. and Akram A. 2011. Energy efficiency and econometric analysis of broiler production farms. Energy, 36(11): 6536-6541.
- 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.
- Kiefer L. R., Menzel F. and Bahrs E. 2015. Integration of ecosystem services into the carbon footprint of milk of South German dairy farms. Journal of Environmental Management, 152: 11-18.
- Kitani O. 1999. CIGR Handbook of Agricultural Engineering. Energy and Biomass Engineering, Vol. 5. ASAE publication, St Joseph.
- Loghmanpour zarini R., Ghasemi H. and Mahdavi darvari S. H. 2014. Energy consumption and economic analysis of mustard production in Iran. International Journal of Life Sciences, 8(6): 345-354.
- Meul M., Nevens F., Reheul D. and Hofman G. 2007. Energy use efficiency of specialised dairy, arable and pig farms in Flanders. Agriculture, Ecosystems & Environment, 119(1): 135-144.
- Moitzi G., Daniela D. A. M. M., Weingartmann H. and 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, 67(1).
- Ozkan B., Akcaoz H. and Fert C. 2004. Energy input-output analysis in Turkish agriculture. Renewable Energy, 29(1): 39-5.

- Safa M. and 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): 5140-5147.
- Sainz R. D. 2003. Livestock-environment initiative fossil fuels component: framework for calculation fossil fuel use in livestock systems. <http://www.fao.org/WAIRDOCS/LEAD/X6100E/x6100e00.htm#Contents>.
- Sefeedpari P., Rafiee S. H., Akram A. and 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*, 2(6): 284-296.
- Sefeedpari P., Rafiee S., Akram A. and Komleh S. H. 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*, 109: 80-85.
- Singh S. and Mittal J. P. 1992. *Energy in production agriculture*. Mittal pub. New Delhi.
- StatSoft Inc. 2004. *Electronic Statistics Textbook* (Tulsa, OK).
- 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.



Modeling output energy in the dairy and beef cattle farms using the methods of Artificial Neural Network and ANFIS (Case Study: Mazandaran Province, Iran)

R. Loghmanpour zarini^{1*}, N. Ghavi Hossein-Zadeh², H. Nabipour Afrouzi³

1. Academic Staff, Department of Agricultural Machinery, Agricultural College of Sari, Technical and Vocational University, Mazandaran, Iran

2. Associate Professor, Department of Animal Science, Faculty of Agricultural Sciences, University of Guilan, Rasht, Iran

3. Academic Staff, Department of Animal Science, Agricultural College of Sari, Technical and Vocational University, Mazandaran, Iran

(Received: 15-05-2018 – Accepted: 22-09-2018)

Abstract

In this research, the artificial neural networks (ANNs) and multi-layered non-fuzzy inductive inference system (ANFIS) were used to model the output energy in dairy and beef cattle farms. For this purpose, according to Cochran's relation, 105 beef and dairy farms were randomly selected from five townships which were the main producers of this sector in Mazandaran province from 2016-2017. Using the energy balance of inputs and outputs, the input and output energy averages in beef production farms were calculated to be 16994.76 and 3449.85 MJcow⁻¹ and for dairy production farms were equal to 100100 and 58277 MJcow⁻¹, respectively. Also, ER (Energy Ratio), EP (Energy Productivity), SE (Special Energy) and NE (Net Energy) indices for dairy production farms were 0.58, 0.08 KgMJ⁻¹, 12.5 MJKg⁻¹ and -41825.93 MJcow⁻¹, respectively and for beef production farms were calculated as 0.2, 0.02 KgMJ⁻¹, 50 MJKg⁻¹ and 13544.91 MJcow⁻¹, respectively. Using the results of statistical analysis of the data, modeling of the output energy for each unit of input energy was performed by two above methods (ANNs and ANFIS). The results showed that the model of nervous- fuzzy inference comparative multi-layered system with the correlation coefficient of 0.9899 for steer farms and 0.9933 for dairy farms, had 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 beef farms and correlation coefficient of 0.9837 and the structure of 5-12-1 for dairy farms.

Keywords: Energy, Adaptive fuzzy neural network, Artificial neural network, Dairy cattle, Modeling

*Corresponding author: Rloghmanpour@yahoo.com