

نشریه علوم دامی

(بژوهش و سازندگی)

شماره ۱۰۶، بهار ۱۳۹۴

صص: ۲۱۸-۲۰۹

تخمین انرژی قابل سوخت و ساز ظاهري گندم و ذرت در طیور گوشتی با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی بر اساس ترکیبات مواد مغذی و اسید های آmine ضروری

• حمید رضا میرزایی (نویسنده مسئول)

دانشیار، دانشگاه پیام نور، مشهد، ایران.

• محمد صالحی دیندارلو

دانش آموخته کارشناسی ارشد علوم دامی، دانشگاه زابل.

تاریخ دریافت: تیر ۹۲ تاریخ پذیرش: اسفند ۹۲

شماره تماس نویسنده مسئول: ۰۹۱۵۱۱۱۶۲۲

Email: h.mirzaei9@gmail.com

چکیده

این تحقیق به منظور بررسی عملکرد سه مدل شبکه عصبی رگرسیون عمومی، تابع پایه شعاعی و شبکه عصبی پرسپترون سه لایه دربرآورده اپانرژی قابل سوخت و ساز ظاهری ۱۵ واریته گندم و ذرت با استفاده از ترکیب مواد مغذی موجود در آنان انجام گردید. متغیرهای ورودی شامل میزان انرژی خام، پروتئین خام، چربی خام، فیبر خام، فسفر، خاکستر و همچنین الگوی اسیدهای آmine ضروری (متیونین، سیستئین، متیونین+ سیستئین، لوسین، ایزولوسین، فیل آلانین، تریپتوفان، والین، آرژین، لایزین، هیستیدین و توئونین)، و متغیر خروجی شامل انرژی قابل سوخت و ساز ظاهری گندم و ذرت بود. نتایج نشان داد که برای برآورده انرژی قابل سوخت و ساز ظاهری گندم و ذرت، با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون سه لایه ضریب تبیین (R^2) به مراتب بالاتر از دو شبکه دیگر بود و ذرت با ورودی انرژی خام ($R^2 = 0.97$) و گندم با ورودی پروتئین خام ($R^2 = 0.89$) بهترین برآورد را داشتند. در مورد گندم، در همه ورودی ها به جز ورودی آmine، تابع پایه شعاعی برآورده بهتری از شبکه عصبی رگرسیون عمومی داشت. در مورد ذرت، شبکه عصبی رگرسیون عمومی به جز ورودی انرژی خام، برآورده پایین تری از دو شبکه دیگر داشت و تابع پایه شعاعی تنها با ورودی انرژی خام ضعیف عمل کرد. بطور کلی بر اساس نتایج این تحقیق توصیه می شود که شبکه عصبی مصنوعی رامی توان به عنوان ابزاری باکارایی بیشتر نسبت به رگرسیون خطی برای مدل سازی، پیش بینی و برآورد انرژی قابل سوخت و ساز مواد خوراکی طیور به کار برد.

واژه های کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی، انرژی قابل سوخت و ساز ظاهری، گندم، ذرت، طیور گوشتی.

Animal Science Journal (Pajouhesh & Sazandegi) No 106 pp: 209-218

Predicting apparent metabolizable energy of wheat and corn based on the nutrient components and essential amino acids in broilers , using artificial neural networkBy: ^{1*} Hamid Reza Mirzaei, ²Mohammad Salehi Dindarloo¹ Payam-e Noor University² Zabol University, Department of animal science

*Correspondent of author Email: h.mirzaei9@gmail.com, tel:+989151111622

Received: July 2013

Accepted: March 2014

Three Artificial Neural Networks (ANN) models; General Regression Neural Network (GRNN), Radial Basis Function (RBF) and Three Layer Multiple Perceptron Network were carried out to evaluate the prediction of the apparent metabolizable energy (AME) of wheat and corn from its chemical composition in broiler. Input variables included: gross energy (GE), crude protein (CP), crude fiber (CF), ether extract (EE), ash and phosphorous as well as essential amino acids profiles (Arg, Cys, His, Ile, Leu, Lys, Met, Met+Cys, Phe, Thr and Trp). Output variable was AME of wheat or corn feedstuffs. The results showed that R^2 of Three Layers Perceptron Neural Network is higher than other two models in both wheat and corn. The best estimation for wheat and corn resulted from the CP ($R^2=0.89$) and GE ($R^2=0.97$) inputs, respectively. In wheat, RBF model had better estimation than GRNN model in all inputs except for the amino acids input. The RBF model was poorly estimated only with gross energy input. In corn, GRNN model has lower estimation than two other networks except gross energy input. Thus it was concluded that the artificial neural networks can be a powerful tool for predicting metabolizable energy from its chemical composition than multiple linear regression in broilers.

Key words: Artificial Neural Networks, Apparent Metabolizable Energy, Wheat, Corn, Broiler.

مقدمه

Ahmadi و Golian (۲۰۱۱). کاربرد مؤثرتر مدل شبکه عصبی در طبقه بنده، تخمین و پیش بینی، ناشی از توانایی آن در تشخیص الگوهای مرتبط بین متغیرهای ورودی و خروجی متناظر با خود در سیستم‌های پیچیده بیولوژیکی است. در روش شبکه عصبی مصنوعی با وارد کردن ورودی که در تحقیق حاضر شامل: میزان انرژی خام، پروتئین خام، چربی خام، فیبر خام، فسفر، خاکستر و همچنین الگوی اسیدهای آمینه ضروری است و نیز خروجی که مقادیر انرژی قابل سوخت و ساز ظاهری می‌باشد، می‌توان شبکه‌ای را آموزش داد که به کمک آن بتوان برآورده از خروجی و فراستجه مورد نظر با مجموعه داده جدید انجام داد (sedghi و همکاران ۲۰۱۱).

چنانچه قبل از اینکه مطالعات فراوانی پیرامون ترکیبات برخوردار است. علیرغم اینکه مطالعات فراوانی پیرامون ترکیبات مواد مغذی و ارزش غذایی گندم و ذرت بعنوان دو ماده خوراکی

در پرورش طیور، بیشترین هزینه را تغذیه و بین مواد مغذی مورد نیاز، انرژی و اسیدهای آمینه بیشترین سهم از هزینه را به خود اختصاص می‌دهند. از آنجا که عملکرد جوجه‌های گوشتی بطور عمده تحت تأثیر انرژی قابل سوخت و ساز و اسیدهای آمینه مورد نیاز جیره قرار دارد، متخصصان تغذیه علاقمند به استفاده از مدل هایی هستند که با دقت و صرفه جویی در زمان و هزینه، انرژی قابل سوخت و ساز غلات را برآورد کنند. یکی از جدیدترین روش‌های کاربردی در جهت برآورد انرژی قابل سوخت و ساز خوراک، شبکه عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network; ANN) Golian و Ahmadi (۲۰۰۸). نتایج Mottaghitalab و Nariman-Zadeh (۲۰۰۸). نتایج مطالعات نشان می‌دهد که برای برآورد انرژی قابل سوخت و ساز مواد خوراکی، مدل شبکه عصبی نسبت به رگرسیون خطی با کارایی مؤثرتر است (Ebadi, Sedghi و همکاران ۲۰۱۰).

$$\text{AME (kca/g)} = \frac{(FI \times GE_f) - (E \times GE_e)}{FI}$$

AMΕ: انرژی قابل سوخت و ساز ظاهری (کیلوکالری در گرم)، FI: مقدار خوراک مصرفي (گرم)، E: مقدار مدفع (گرم)، GE_f: انرژی خام خوراک (کیلوکالری در گرم) و GE_e: انرژی خام مدفع (کیلوکالری در گرم) است.

به منظور تعیین انرژی دفعی اندوژنوس، تعدادی خروس نیز به عنوان شاهد در نظر گرفته شدند. مدفع تیمارهای شاهد نیز پس از ۴۸ ساعت همانند سایر تیمارها جمع آوری گردید. نمونه های مدفع شماره گذاری شده به مدت ۴۸ ساعت در آون در دمای ۶۵ درجه سانتیگراد قرار گرفتند و پس از خروج، نمونه ها توزین شدند و با کسر تفاوت وزن نمونه ظرف قبل و بعد از آون، مقدار مدفع هر پرنده مشخص شد. سپس از مدفع ۴ پرنده ای که یک نمونه غذایی دریافت کرده بودند یک نمونه کلی تهیه شد. این نمونه برای ماده خشک، ازت با منشا داخلی و انرژی خام مورد آزمایش قرار گرفت (AOAC, ۱۹۹۰).

شبکه های عصبی مصنوعی

در این تحقیق برای برآورد میزان انرژی قابل سوخت و ساز ظاهری با استفاده از مواد مغذی موجود در گندم و ذرت، از سه شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد: شبکه عصبی رگرسیون عمومی، تابع پایه شعاعی و شبکه عصبی پرسپترون سه لایه. همچنین، از الگوریتم پس انتشار خط، به عنوان الگوریتم یادگیری شبکه، و از تابع فعل سازی tansig به عنوان تابع محرک نرون-های میانی، در مدل پرسپترون چند لایه استفاده شده است (Menhaj, ۲۰۰۰). بعد از انجام آزمایشهای متعدد و به منظور طراحی شبکه عصبی بهینه، ۷۵٪ داده های موجود برای یادگیری و مابقی برای تست شبکه در نظر گرفته شدند.

پاتزده درصد از داده های تست برای جلوگیری از خصوصی شدن (Over Fitting) شبکه به بخش اعتبار سنجی تعلق گرفت. توانایی پیشگویی و قدرت تعیین پذیری شبکه عصبی آموزش دیده، با استفاده از داده هایی ارزیابی می شود که در فرآیند

کلیدی در جیره های کاربردی طیور وجود دارد (Roush و Cravener, ۱۹۹۹) ولی در رابطه با برآورد انرژی قابل سوخت و ساز آنها اطلاعات بسیار ناچیز است. از این رو، تحقیق حاضر به منظور استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی میزان انرژی قابل سوخت و ساز ظاهری گندم و ذرت بر اساس ترکیبات ۶ ماده مغذی و ۱۱ اسید آمینه ضروری آنها در طیور گوشتی انجام شد.

مواد و روش ها

برای انجام این آزمایش، هشت واریته گندم شامل: گندم پیشگام، فلات، پیشتاز، بهار، گاسکوئن، سیوند، کراس بولانی، سپاهان و هفت واریته ذرت شامل ذرت فجر، شیراز، دهقان، ذرت ۷، ذرت ۰، ذرت ۷۰۴، ذرت ۷۰۶ استفاده گردید. حدود سی گرم از هر واریته در چهار تکرار جهت محاسبه ماده خشک، انرژی خام، پروتئین خام، چربی خام، فیبر خام، خاکستر و فسفر (AOAC, ۱۹۹۰) خوراک بکار رفت. مقادیر اسیدهای آمینه با روش اسپکتروفوتومتری مادون قرمز توسط شرکت دگوساي تهران تعیین شد.

به منظور انجام روش تغذیه اجباری سیبالد، خروس ها جهت عادت پذیری دو هفته قبل از انجام آزمایش درون قفس های انفرادی قرار گرفتند. در این آزمایش از ۱۵ تیمار (با ۴ تکرار) استفاده شد. در هر دوره آزمایش، ۲۴ ساعت گرسنگی برای خروس ها در نظر گرفته شد. با استفاده از قیف پلاستیکی، تغذیه اجباری (مقدار ۳۰ گرم خوراک مورد آزمایش) انجام شد. سپس خروس ها به قفس های شماره گذاری شده دوران آزمایش منتقل شدند و سینی های جمع آوری مدفع در زیر هر قفس قرار گرفت. در پایان دوره آزمایش (۴۸ ساعت پس از شروع آزمایش) کل مدفع جمع آوری شد.

رابطه ۱ نوحو محاسبه انرژی قابل سوخت و ساز ظاهری (Apparent Metabolized Energy; AME) می دهد (Sibbald, ۱۹۸۹).

با تغییرات نرم‌تر و هر چه کمتر باشد تابع با تغییرات سریعتری را خواهیم داشت. اگر در تخمین تابعی از توابع شعاعی با عرض کمتر استفاده شده باشد مسلم است که تابع نتیجه تغییرات سریعتری را خواهد داشت و برعکس. شبکه عصبی رگرسیون عمومی در واقع همان شبکه تابع پایه شعاعیست که برای به دست آوردن ضرایب بهتر بهینه شده است و بر خلاف پس انتشار نیاز به تکرارهای متعدد ندارد و به سرعت همگرا می‌شود. این شبکه‌ها از لحاظ ساختار و الگوریتم آموزش بسیار شیوه شبکه‌های عصبی احتمالی می‌باشند و تفاوت چندانی هم به جز در روند آموزش با شبکه عصبی تابع پایه ندارند. در تمام مراحل این محاسبات از بسته MATLAB افزاری شبکه عصبی در نرم افزار ریاضی (ver. 10) استفاده شد.

نتایج و بحث

ضریب تبیین و شاخص‌های دقت برآورد انرژی قابل سوخت و ساز ظاهری با ورودی مواد مغذی مختلف و روش‌های گوناگون شبکه عصبی مصنوعی در گندم در جدول ۱ ارائه گردیده است.

پیش‌بینی انرژی قابل سوخت و ساز ظاهری هشت واریته گندم

انرژی خام: برای برآورد میزان انرژی قابل سوخت و ساز ظاهری با ورودی انرژی خام، بیشترین ضریب تبیین (۵۵/۰) و خطای آزمایش (۱۱۸/۲۸۱) با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون سه لایه به دست آمد. شبکه عصبی رگرسیون عمومی عملکرد خوبی نداشت. برای تابع پایه شعاعی نیز ضریب تبیین ۴۶/۰ با واریانس خطای ۳۲/۱۴۱ برآورد شد (جدول ۱).

پروتئین خام: برای برآورد میزان انرژی قابل سوخت و ساز ظاهری با ورودی پروتئین خام، بیشترین ضریب تبیین (۸۹/۰) و خطای آزمایش (۳۱/۲) با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون سه لایه به دست آمد. با ورودی پروتئین خام عملکرد شبکه عصبی رگرسیون عمومی، تابع پایه شعاعی به ترتیب ضریب تبیین ۲۷/۰ و

یادگیری شرکت نداشته‌اند. این داده‌های جدید که از نوع داده‌های آموزشی هستند، اصطلاحاً داده‌های آزمایشی نام دارند (Shakibai و Koochekzadeh, ۲۰۰۹).

در مرحله بعدی، برای اثبات این ادعا که شبکه‌های عصبی نسبت به معادلات خطی از ضرایب بهتری برآورد ضریب تبیین انرژی قابل سوخت و ساز برخوردارند و همچنین برای تعیین مناسب‌ترین مدل به روش رگرسیونی چندگانه معیارهای ضریب تبیین، واریانس خطای مطلق و همچنین ریشه استاندارد شده واریانس خطای برای هر کدام از فرانسجه‌ها برآورد شد. R^2 بین ۰ و ۱ استاندارد شده و به عنوان معیار سنجش کارایی شبکه بهینه استفاده شده است.

در این تحقیق از الگوریتم پس انتشار خطای، به عنوان الگوریتم یادگیری شبکه استفاده شده است. شبکه‌های عصبی با توجه به تعداد واحدهای پردازشگر یا نرون‌ها در لایه میانی، تعداد لایه‌های میانی، ضرایب یادگیری شامل نرخ آموزش و ضریب مومنتوم، دارای قابلیت پیشگویی و کارائی‌های مختلفی هستند. در طی دوره آموزش شبکه عصبی، این پارامترها مرتباً به روش آزمون و خطای تغییر می‌کنند. در این تحقیق نیز این کار تا جایی که شبکه بهینه جهت پیش‌بینی به دست آمد ادامه یافت. با توجه به اینکه متغیرهای تاثیر گذار و مستقل برای برآورد انرژی قابل سوخت و ساز ظاهری در این تحقیق شش ماده مغذی شامل میزان انرژی خام، پروتئین خام، فیبر خام، چربی خام، فسفر و خاکستر بودند، بنابراین، الگوی ورودی مسئله بستگی به این داشت که از چند نوع ماده مغذی در برآورد انرژی استفاده شده است. لایه خروجی نیز همانند متغیر وابسته عمل کرده و تعداد نرون‌های آن بستگی به تعداد متغیر وابسته (انرژی قابل سوخت و ساز ظاهری) دارد. برای تعیین تعداد نرون‌های لایه میانی در شبکه عصبی پرسپترون سه لایه از روش آزمون و خطای استفاده شد و بهترین برآورد با ۷ نرون در لایه میانی به دست آمد. شبکه‌های تابع پایه شعاعی از کاربردی- ترین شبکه‌ها در علوم برای نگاشت غیر خطی هستند. یکی از فراسنجه‌های قابل انتخاب توابع شعاعی عرض آنها است که Spread نامیده می‌شود. هر چه عرض یک تابع بیشتر باشد تابع

شبکه عصبی مصنوعی قدرت تخمین بالاتری نسبت به PLS و MLR دارد.

در تحقیق حاضر فراستجه ها و معیارهای تعیین صحت مدل رگرسیون خطی برآورد انرژی قابل سوخت و ساز ظاهري با متغیر های مستقل ترکیب مواد مغذی گندم ($R^2 = 0.31$) به صورت معادله زیر برآورد گردید:

$$\begin{aligned} \text{انرژی قابل سوخت و ساز (کیلوکالری بر کیلوگرم)} &= +2533/31 \\ (\% \text{پروتئین خام} \times 93/55) + (\% \text{فیر خام} \times 52/53) + (\% \text{چربی خام} \times 18) \\ + (\% \text{فسفر} \times 2662/54) + (\% \text{حاکستر} \times 36/61) + [\text{انرژی خام} \\ (\text{کیلوکالری بر کیلوگرم} \times 1/66)] \end{aligned}$$

اسیدهای آمینه:

برای تخمین میزان انرژی قابل سوخت و ساز ظاهري با ورودی اسیدهای آمینه، بیشترین ضریب تبیین (0.88) را شبکه عصبی پرسپترون سه لایه با خطای آزمایش 1/16 نشان داد (جدول ۱). همچنین، تابع پایه شعاعی و شبکه عصبی رگرسیون عمومی به ترتیب ضریب تبیین 0.44 و 0.52 را با واریانس خطای ۲۴۴۰۷۴ و ۶۶۴۸۳ برآورد کردند.

در تحقیق حاضر، فراستجه ها و معیارهای تعیین صحت مدل رگرسیون خطی برآورد انرژی قابل سوخت و ساز ظاهري با متغیر های مستقل اسیدهای آمینه گندم ($R^2 = 0.35$) به صورت معادله زیر برآورد گردید:

$$\begin{aligned} \text{انرژی قابل سوخت و ساز (کیلوکالری بر کیلوگرم)} &= 2428/23 \\ + (\% \text{آرژنین} \times 30.976) + (\% \text{سیستئین} \times 72518) \\ + (\% \text{هیستیدین} \times 160.793) + (\% \text{ایزوولوسین} \times 194845) \\ + (\% \text{لوسین} \times 52870) + (\% \text{لیزین} \times 98567) + (\% \text{متیونین} \times 15527) \\ + (\% \text{سیستئین} + \text{متیونین} \times 24765) + (\% \text{فینیل آلانین} \times 17328) \\ + (\% \text{ترئونین} \times 145414) + (\% \text{تریپتوфан} \times 73218) + (\% \text{والین} \times 96104) \end{aligned}$$

۰/۴۶ با واریانس خطای ۶۲۲۴۸ و ۳۵۱۴۶۹۶ برآورد گردید (جدول ۱). نتایج مطالعه Soleimani Rodi و همکاران (۱۳۹۱) با ۳۶ خط داده از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با یک ورودی (پروتئین خام)، یک خروجی (اسید آمینه) نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی نسبت به روش رگرسیون خطی می تواند به طور موثرتری جهت تخمین اسیدهای آمینه قابل هضم از روی پروتئین خام به کار رود (Soleimani Rodi ۱۳۹۱). Cravener و Roush (۱۹۹۷) با استفاده از شبکه عصبی رگرسیون عمومی با ورودی پروتئین خام ضریب تبیین را ۰/۷۲ گزارش کردند.

مواد مغذی:

شبکه عصبی پرسپترون سه لایه با ضریب تبیین ۰/۸۵ و خطای آزمایش ۷۸۸۱۵۷ جهت برآورد انرژی قابل سوخت و ساز ظاهري، عملکرد بهتری را با ورودی مواد مغذی (پروتئین خام، فیر خام، چربی خام، فسفر، خاکستر) نشان داد. دو ساختار تابع پایه شعاعی و شبکه عصبی رگرسیون عمومی به ترتیب ضریب تبیین ۰/۵۵ و ۰/۴۰ با واریانس خطای ۷۹۴۴۹ و ۱۸۷۲۳۹ را نشان دادند (جدول ۱). Cravener و Roush (۱۹۹۷) با استفاده از شبکه عصبی رگرسیون عمومی و ورودی های مربوط به تجزیه تقریبی، ضریب تبیین ۰/۹۱ را گزارش نموده و در ادامه نیز Roush و Cravener (۱۹۹۹) با استفاده از شبکه عصبی رگرسیون عمومی و ورودی های مربوط به تجزیه تقریبی گندم، ضریب تبیین را ۰/۹۶ گزارش کردند. Soleimani Rodi و همکاران (۱۳۹۱) با استفاده از ورودی ماده خشک، خاکستر و پروتئین به منظور برآورد انرژی قابل سوخت و ساز گندم با استفاده از سه مدل شبکه عصبی مصنوعی، PLS و MLR به ترتیب ضریب تبیین ۰/۸۹ و ۰/۴۵ را به دست آورده و به این نتیجه رسیدند که مدل

جدول ۱- ضریب تبیین و شاخص‌های دقت برآورد انرژی قابل سوخت و ساز ظاهری با ورودی مواد مغذی مختلف با روش‌های گوناکون شبکه عصبی مصنوعی در گندم

ورودی	شبکه عصبی	واریانس خطأ (آموزش)	واریانس خطأ	ضریب تبیین (آزمون)	واریانس خطأ	ریشه نرمالیز شده	میانگین درصد خطای مطلق
انرژی خام							
۰/۰۲	۰/۲۷	۶۸۱۵۶	۰/۰۴	۲۲۸۸۵۶	رگرسیون عمومی		
۰/۱۱	۰/۳۹	۱۴۱۰۳۲	۰/۴۶	۷/۸	تابع پایه شعاعی		
۰/۴۹	۲	۱۶۸۲۱۱۸	۰/۵۵	۱/۶۷	پرسپترون سه لایه		
پروتئین خام							
۰/۰۱	۰/۲۶	۶۲۲۴۸	۰/۲۷	۳۸۴۳۱	رگرسیون عمومی		
۰/۴۳	۱/۵۴	۳۵۱۴۶۹۶	۰/۴۶	۴۲۷۶	تابع پایه شعاعی		
۰/۱۹	۱/۳۵	۲/۳۱	۰/۸۹	۳/۳۵	پرسپترون سه لایه		
مواد مغذی							
۰/۰۰	۰/۴۵	۱۸۷۲۳۹	۰/۴۰	۱۲/۵۲	رگرسیون عمومی		
۰/۰۰	۰/۲۹	۷۹۴۴۹	۰/۵۵	۳/۱۸	تابع پایه شعاعی		
۰/۳۶	۲/۴۲	۷۸۸۱۵۷	۰/۸۵	۴/۲۴	پرسپترون سه لایه		
اسیدهای آمینه							
۰/۰۲	۰/۲۷	۶۶۴۸۳	۰/۵۲	۴۰۱۸۰	رگرسیون عمومی		
۰/۱۴	۰/۵۲	۲۴۴۰۷۴	۰/۴۴	۶۸۳۲	تابع پایه شعاعی		
۰/۰۷	۰/۴۳	۱/۱۶	۰/۸۸	۵/۶۸	پرسپترون سه لایه		

سوخت و ساز با انرژی خام ($R=0/55$) ارتباط متوسط دارند. Silva و همکاران (۲۰۱۰) ضریب تبیین ۰/۸۵ را برای انرژی خام جهت برآورد انرژی قابل سوخت و ساز با استفاده از روش رگرسیون خطی به دست آورده‌اند.

پروتئین خام: با ورودی پروتئین خام ضریب تبیین شبکه عصبی رگرسیون عمومی، تابع پایه شعاعی و شبکه عصبی پرسپترون سه لایه به ترتیب ۰/۵۷، ۰/۷۵ و ۰/۸۸ با واریانس خطأ ۵۹۳۵۱ Sarani، ۳۵۱۱۴۶ ۱۳۷۵۴۰۹ برآورد گردید (جدول ۲). Zhao و همکاران (۲۰۰۸) در مطالعه‌ای با هدف پیش‌بینی میزان انرژی قابل سوخت و ساز ظاهری ذرت با استفاده از رگرسیون خطی و با ورودی ترکیبات شیمیایی در اردک به این نتیجه رسیدند که انرژی قابل

پیش‌بینی انرژی قابل سوخت و ساز ظاهری هفت واریته ذرت افرادی همانطور که در جدول ۲ ملاحظه می‌شود، ضرایب به دست آمده توسط شبکه عصبی پرسپترون سه لایه با ورودی انرژی خام به مراتب بهتر از برآورده است که توسط دو شبکه دیگر صورت گرفته است. ضریب تبیین با این ورودی در بخش آزمون شبکه، ۰/۹۷ با واریانس خطأ ۲۶۵۳۸۵ برآورد شد. تابع پایه شعاعی از ضریب تبیین پایین ۰/۰۶ با واریانس خطأ ۱۵۲۶۱۸ و شبکه عصبی رگرسیون عمومی از ضریب تبیین ۰/۷۸ با واریانس خطأ ۳۱۲۸۶ برخوردار شدند (جدول ۲). Cravener و Roush (۱۳۹۰)، بهترین برآورد را با ورودی پروتئین، مربوط به شبکه عصبی پرسپترون سه لایه بدست آورده‌اند. Cravener (۱۹۹۷) بیشترین ضریب تبیین را جهت تخمین آرژنین در ذرت با

نمودند که برای برآورد ارزش غذایی خوراک طیور با استفاده از ترکیب شیمیایی، شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل رگرسیون بهره وری بالاتری را نشان می دهد. در تحقیق حاضر، فراستجه ها و معیارهای تعیین صحت مدل رگرسیون خطی برآورد انرژی قابل سوخت و ساز ظاهری با متغیرهای مستقل ترکیب مواد مغذی ذرت ($R^2 = 0.66$) به صورت معادله زیر برآورد گردید:

$$\begin{aligned} \text{انرژی قابل سوخت و ساز} & (\text{کیلوکالری بر کیلوگرم}) = 2289/85 \\ & + (\% \text{پروتئین خام} \times 44/28) + (\% \text{فیبر خام} \times 62/79) + (\% \text{چربی خام} \times 59/97) + (\% \text{فسفر} \times 2438/15) + (\% \text{خاکستر} \times 15/11) \\ & + [\text{انرژی خام} (\text{کیلوکالری بر کیلوگرم}) \times 1/20] \end{aligned}$$

اسیدهای آمینه: جهت تخمین میزان انرژی قابل سوخت و ساز ظاهری با ورودی 11 اسیدهای آمینه ضروری، بیشترین ضریب تبیین را شبکه عصبی پرسپترون سه لایه (0.85) با خطای آزمایش $1/44$ نشان داد (جدول ۲). همچنین، تابع پایه شعاعی و شبکه عصبی رگرسیون عمومی با ورودی های مربوط به اسیدهای آمینه به ترتیب ضریب تبیین 0.48 و 0.4 را با واریانس خطای 10.2731 و 69.820 برآورد کردند.

در تحقیق حاضر فراستجه ها و معیارهای تعیین صحت مدل رگرسیون خطی برآورد انرژی قابل سوخت و ساز ظاهری با متغیرهای مستقل اسیدهای آمینه ذرت ($R^2 = 0.70$) به صورت معادله زیر برآورد گردید:

$$\begin{aligned} \text{انرژی قابل سوخت و ساز} & (\text{کیلوکالری بر کیلوگرم}) = 8513/26 \\ & + (\% \text{آرزنین} \times 16176/5) + (\% \text{سیستین} \times 8634/82) \\ & + (\% \text{هیستیدین} \times 88754/4) + (\% \text{ایزولوسین} \times 35706/8) \\ & + (\% \text{لوسین} \times 1591/34) + (\% \text{لیزین} \times 27203/4) \\ & + (\% \text{متیونین} \times 51384/55) + (\% \text{سیستین} + \text{متیونین} \times 17069/1) \\ & + (\% \text{فینیلآلانین} \times 32067/94) + (\% \text{ترئونین} \times 57226/5) \\ & + (\% \text{تریپتوفان} \times 57454/75) + (\% \text{والین} \times 61175/58) \end{aligned}$$

ورودی پروتئین با شبکه عصبی پرسپترون سه لایه، 0.62 گزارش کرد. با توجه به نتایج تحقیق حاضر با ورودی پروتئین خام، کمترین ضریب تبیین مربوط به شبکه عصبی رگرسیون عمومی می باشد. طبق گزارشات راش و کراونر (۱۹۹۷) با استفاده از شبکه عصبی رگرسیون عمومی بر اساس ورودی پروتئین خام ضریب تبیین در کنجاله سویا، پودر گوشت- استخوان و پودر ماهی به ترتیب 0.51 ، 0.74 و 0.77 به دست آمد.

مواد مغذی: شبکه عصبی پرسپترون سه لایه با ضریب تبیین 0.74 و خطای آزمایش 4786161 جهت برآورد مواد مغذی سوخت و ساز ظاهری، عملکرد بهتری را با ورودی مواد مغذی (پروتئین خام، فیبر خام، چربی خام، فسفر و خاکستر) نشان داد. در جدول ۲، با استفاده از دو ساختار تابع پایه شعاعی و شبکه عصبی رگرسیون عمومی به ترتیب ضریب تبیین 0.57 و 0.56 با واریانس خطای 40.8948 و 49.574 برآورد شد. Sedghi و همکاران (۲۰۱۱)، جهت پیش‌بینی میزان انرژی قابل سوخت و ساز حقیقی سورگوم با استفاده از ترکیبات مواد مغذی (پروتئین خام، فیبر خام، خاکستر و فل کل) از دو روش شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چندگانه خطی استفاده کردند. ضریب تبیین و واریانس خطای برای مدل شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب 0.94 و 0.63 و برای روش رگرسیون به ترتیب 4.37 و 26.81 به دست آمد. این محققین نشان دادند که بین ارزش انرژی قابل سوخت و ساز حقیقی دانه سورگوم و ترکیب شیمیایی آن، رابطه قوی وجود دارد. بررسی آنان نشان داد که پیش‌بینی انرژی قابل سوخت و ساز حقیقی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل رگرسیونی دقیق تر می باشد. Ahmadi و همکاران (۲۰۰۸)، برای پیش‌بینی انرژی قابل سوخت و ساز حقیقی محصولات فرعی طیور با استفاده از ۳ متغیر پروتئین خام، چربی خام و خاکستر، مدل شبکه عصبی مصنوعی را پیشنهاد کردند (Ahmadi, Golian, ۲۰۰۸). آنها گزارش Nariman-Zadeh و Mottaghitalab

جدول ۲- ضریب تبیین و شاخص‌های دقت برآورد انرژی قابل سوخت و ساز ظاهری با ورودی مواد مغذی مختلف با روش‌های گوناکون شبکه عصبی مصنوعی در ذرت

ورودی	شبکه عصبی	واریانس خطأ (آموزش)	ضریب تبیین	واریانس خطأ	ریشه نرمالیز شده	میانگین درصد خطای مطلق
انرژی خام						
۰/۰۶	۰/۱۹	۳۱۲۸۶	۰/۷۸	۱۲۰۵۲/۰۳	رگرسیون عمومی	
۰/۱۵	۰/۴۲	۱۵۲۶۱۸	۰/۰۶۱	۵/۰۵	تابع پایه شعاعی	
۰/۰۵	۰/۸۵	۲۶۵۳۸۵	۰/۹۷	۴/۵۸	پرسپترون سه لایه	
پروتئین خام						
۰/۰۸	۰/۲۶	۵۹۳۵۱	۰/۵۷	۳۴۷۵۵	رگرسیون عمومی	
۰/۰۶	۰/۶۴	۳۵۱۱۴۶	۰/۷۵	۲۲۱۲۷	تابع پایه شعاعی	
۰/۴	۳/۳	۱۳۷۵۴۰۹	۰/۸۸	۱/۵۰	پرسپترون سه لایه	
مواد مغذی						
۰/۰۶	۰/۲۴	۴۹۵۷۴	۰/۵۶	۳۸۰۹۵	رگرسیون عمومی	
۰/۱۵	۰/۶۹	۴۰۸۹۴۸	۰/۵۷	۱۱۵۷۱	تابع پایه شعاعی	
۰/۸۴	۲/۱۴	۴۷۸۶۱۶۱	۰/۷۴	۴/۴۲	پرسپترون سه لایه	
اسیدهای آمینه						
۰/۰۴	۰/۲۸	۶۹۸۲۰	۰/۰۴	۸۷۳۰۲	رگرسیون عمومی	
۰/۰۰۱	۰/۳۵	۱۰۲۷۳۱	۰/۴۸	۱۱۵۷۱	تابع پایه شعاعی	
۰/۳۵	۱/۷۵	۱/۴۴	۰/۸۵	۱/۰۳	پرسپترون سه لایه	

نتیجه گیری

همچنین به نظر می‌رسد که اگر برای هر سویه شبکه جداگانه ای آموزش داده شود، نتیجه بهتری حاصل شود. در پایان، به نظر می‌رسد با افزایش نمونه‌ها می‌توان برای بهبود کار روی بهینه کردن شبکه عصبی تمرکز کرد. در حال حاضر نیز یکی از گزینه‌های بهینه سازی ضرایب شبکه عصبی استفاده از الگوریتم ژنتیک می‌باشد. همچنین پیشنهاد می‌گردد به منظور جامعیت برآوردهای میزان انرژی قابل سوخت و ساز از داده‌های مربوط به سایر نژادها نیز استفاده شود.

نتایج این تحقیق نشان داد شبکه عصبی مصنوعی به عنوان یکی از ابزارهای رایج داده کاوی از کارایی بهتری نسبت به رگرسیون خطی در پیش‌بینی انرژی قابل سوخت و ساز غلاتی از قبیل گندم و ذرت بخوردار است.

بطور کلی با استناد به نتایج تحقیق می‌توان نشان داد که هر چه تعداد عامل‌های وارد شده به مدل افزایش یابد، دقت مدل درپیش‌بینی انرژی قابل سوخت و ساز نیز افزایش می‌یابد. در این آزمایش علت اصلی بالا بودن واریانس خطأ می‌تواند تعداد کم داده‌های ورودی باشد.

منابع

- Ahmadi, H., Golian, A., Mottaghitalab, M. and Nariman-Zadeh, N. (2008). Prediction model for true metabolizable energy of feather meal and poultry offal meal using group method of data handling-type neural network. *Poultry Science*, Vol, 87, pp:1909–1912.
- AOAC. (1990). *Official Methods of Analysis*. 15th edn. Association of official analytical chemists. Arlington, U. S. A.
- Dale, N. (1994). Relationship between bushel weight, metabolizable energy and protein content of corn from an adverse growing season. *The Journal of Applied Poultry Research*, Vol, 3, pp:83–86.
- Lessire, M., Hallouis, J.M., Barrier-Guillot, B., Champion, M. and Femenias, N. (2003). Prediction of the metabolisable energy value of maize in adult cockerel. *British Poultry Science*, Vol, 44, pp:813–814.
- Lesson, S., Caston, L. and Summers, J.D. (1996). Broiler response to energy or energy and protein dilution in the finisher diet. *Poultry Science*, Vol, 75, pp: 529–535.
- Menhaj, M. (2000). Principles of Artificial Neural Networks. Amir-Kabir University press.
- Mollah, Y. and Annison, E.F. (1981). Prediction of metabolizable energy of wheat, maize and sorghum in poultry diets from chemical composition. *Proc. Nutr. Soc. Aust*, Vol, 6, P.137.
- Roush, W.B. and Cravener, T.L. (1997). Artificial Neural Network Prediction of Amino Acid Levels In Feed Ingredients. *Poultry Science*, Vol, 76, pp: 721–727.
- Roush, W.B. and Cravener, T.L. (1999). Metabolism and Nutrition Improving Neural Prediction Of Amino Acid Levels In Feed Ingredients. *Poultry Science*, Vol, 78, pp: 983-991.
- Sarani, F. (1390). Prediction of the amount of essential amino acids in 2 cereal samples using Artificial Neural Network. Master's thesis of Zabol university.
- Sedghi, M., Ebadi, M.R., Golian, A. and Ahmadi, H. (2011). Estimation and modeling true metabolizable energy of sorghum grain for poultry. *Poultry Science*, Vol, 90, pp: 1138-1143.
- Shakibai, A. and Koochekzadeh, S. (2009). Modeling and Predicting Agricultural Energy Consumption in Iran. *American-Eurasian J. Agric.& Environ. Sci.*, Vol, 5(3), pp: 308-312.
- Sibbald, I.R. (1989). Metabolizable energy evaluation of poultry diets. In: *Recent Development in Poultry Nutrition*. Edit. Cole, D. J. A., W. Haresign Butterworths. London.
- Silva, E.P.D., Rabello, C.B., Albino, L.F.T., Ludke, J.V., Lima, M.B. and Junior, W.M.D. (2010). Prediction of metabolizable energy values in poultry offal meal for broiler Chickens. *Sociedade Brasileira de Zootecnia*, ISSN, 1806-9290.

Soleimani Rodi, P., Golian, A. and Sedghi, M. (1391). Estimates of metabolizable energy and digestible amino acids of wheat by using mathematical models. *Iranian Fifth Congress on Animal Science*, University of Esfahan. P: 442-446.

Zhao, F., Zhang, H.F., Hou, S.S. and Zhang, Z.Y. (2008). Predicting metabolizable energy of normal corn from its chemical composition in adult Pekin ducks. *Poultry Science*, Vol, 87, pp:1603–1608.

• • • • • • • • •