نشریه علوم دامی
(پژوهش و سازندگی)

شماره ۱٤۱، زمستان ۱٤۰۲
ص‌ص: ۱۳۳~۱٤۲

مقایسه عملکرد شبکه‌ی عصبی بیزی با برخی توابع ریاضی در پیش‌بینی منحنی شیردهی گاوهای شیری ایران

• مهتاب عزیزی[۱]، حسین نعیمی‌پور یونسی[۲*]، سیّد همایون فرهنگ فر[۳]، مسلم باشتنی[۳]

۱ دانش آموخته کارشناسی ارشد، بخش علوم دام، دانشگاه بیرجند

۲ استادیار، بخش علوم دام، دانشگاه بیرجند

۳ استاد، بخش علوم دام، گروه علوم دامی، دانشگاه بیرجند

تاریخ دریافت : آذر ۱۴۰۱ تاریخ پذیرش : اردیبهشت ۱۴۰۲

شماره تماس نویسنده مسئول: ۰۵۶۳۲۴۶۳۱۴۲

Email: hnaeimipour@birjand.ac.ir

شناسه دیجیتال (DOI): 10.22092/ ASJ.2023.360791.2274

چکیده

برای مقایسه‌ی شبکه عصبی مصنوعی و برخی توابع ریاضی در پیش‌بینی منحنی شیردهی، از تعداد ۱۰۸۵۵۲۵ رکورد شیر روز آزمون گاوهای شیری هلشتاین زایش اوّل استفاده گردید که توسط مرکز اصلاح نژاد دام و بهبود تولیدات دامی کشور طیّ سال‌های ۱۳۹۱-۱۳٦۲ جمع‌آوری شده بود. برازش منحنی شیردهی، با استفاده از بسته نرم‌افزاری brnn (برای شبکه عصبی مصنوعی) و برخی توابع ریاضی با تابع nls در نرم‌افزار R اجرا شد. ویرایش داده‌ها با نرم‌افزار SAS انجام شد. از معیارهای اطلاعات آکائیک، اطلاعات بیزی، میانگین مربعات خطا و ضریب تبیین تعدیل شده، برای ارزیابی نیکویی برازش استفاده شد. شبکه‌ی عصبی مصنوعی با تنظیم بیزی (brnn) و توابع ریاضی وود، ویلمینک، علی - شفر و پلوت - گوتوین در پیش‌بینی منحنی شیردهی برای صفات تولید شیر، درصد چربی و پروتئین شیر به کار گرفته شدند. نتایج نشان داد brnn در همه‌ی صفات مورد بررسی (تولید شیر، درصد چربی و پروتئین شیر) نسبت به توابع ریاضی غیرخطی، برازش بهتری از شکل منحنی استاندارد گاوهای هلشتاین ایران دارد. در بین توابع ریاضی بررسی شده، برای صفت تولید شیر، مدل ویلمینک، و برای درصد چربی‌شیر و درصد پروتئین شیر، مدل علی – شفر برازش بهتری داشت. استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی بیزی برای توصیف منحنی شیردهی و ترکیبات شیر در گاوهای هلشتاین ایران توصیه می گردد.

واژه‌های کلیدی: تولیدشیر، شبکه عصبی مصنوعی بیزی، هلشتاین، مدل سازی.

Animal Science Journal (Pajouhesh & Sazandegi) No 141 pp: 133-142

Comparison of artificial neural network performance with some mathematical functions in predicting of lactation curve of Iranian dairy cows

By: Mahtab Azizi [1] Hossein Naeemipour Younesi [2*], Seyyed Homayoun Farhangfar [3], Moslem Bashtani [3]
[1] MSC Graduated, Department of Animal Science, University of Birjand, Birjand, Iran.
[2*] Assistant Professor, Department of Animal Science, Faculty of Agriculture, University of Birjand, Birjand, Iran.
[3] Professor, Department of Animal Science, Faculty of Agriculture, University of Birjand, Birjand, Iran.

Received: December 2022 **Accepted: May 2023**

In order to compare the performance of neural network with some mathematical functions for predicting of lactation curve of Iranian Holstein dairy cows, a total of 1,085,525 milk test day records from first-parity dairy cows calved during 1983-2012 were used. Fitting the lactation curve was performed by brnn package (for neural network) and also by some mathematical functions (including Wood, Wilmink, Ali-Schaeffer and Pollott-Gootwine) using R software based upon average milk yield, fat and protein percentage test day records. The criteria of AIC, BIC, RMSE and adjusted R^2 were utilized to evaluate goodness of fit. The results showed that the Bayesian neural network (brnn) had a better fit than mathematical functions in describing the standard curve shape of Iranian Holstein dairy cows. Among the mathematical functions used for milk yield, Wilmink model had a better fit while for milk fat percentage and milk protein percentage, Ali-Schaeffer model showed a better fit performance. Therefore, it could be suggested that brnn is an appropriate option to be applied to fit the lactation curve of Iranian Holstein dairy cows.

Key words: Bayesian artificial neural network, Holstein, Milk production, Modelling

مقدمه

انتخاب ژنتیکی، باعث افزایش تولید شیر گاوهای شیری شده است و با افزایش سالیانه حدود ۲ درصد، مقدار شیر تولیدی را به دو برابر رسانده است (Oltenacu and Broom،۲۰۱۰؛ van der Werf ، ۲۰۲۲). افزایش توانایی تولید توسط بهبود ژنتیکی و محیطی دام‌ها در صفات مهم اقتصادی، از اهداف اجرای برنامه‌های اصلاح نژادی می‌باشد (Molavifar and Fozi،۲۰۱۳). صفات شیر تولیدی (شیر، چربی و پروتئین) از جمله صفاتی هستند که به دلیل رکورد-برداری آسان و ارزش اقتصادی بالا مورد توجه متخصصین اصلاح نژاد قرار دارند و با اجرای برنامه‌های اصلاح نژادی مقدار این صفات افزایش و کیفیت آنها نیز بهبود یافت و باتوجه به اهمیت آنها پیش‌بینی این صفات ضروری به نظر می‌رسد (Fernandez و همکاران،۲۰۰۷). حیواناتی که تولید بالاتری دارند به کمک منحنی شیردهی شناسایی می-شوند. منحنی شیردهی بیانگر نمودار تولید شیر در طول دوره شیردهی است و یک مرحله‌ی افزایشی و کاهشی دارد (Schmidt و همکاران،۱۹۹۸). می‌توان با بررسی منحنی شیردهی گاوهایی که تولید پایین تری دارند را حذف نمود. منحنی شیردهی در صورت برازش دقیق به مدیریت اقتصادی، تغذیه‌ای و اصلاح نژادی و تصمیمات مدیریتی کمک کرده و قادر است میزان تولید آینده را پیش‌بینی نماید (Sahinler،۲۰۰۹). مدل های ریاضی اطلاعات خلاصه ای را ارائه می دهند که در تصمیم گیری های مدیریتی و اصلاح نژادی مفید می باشند و چندین تابع ریاضی مختلف برای توصیف منحنی شیردهی پیشنهاد شده است. (Bouallegue and M'Hamdi ،۲۰۲۰). همچنین آن مدل ها به

پژوهشگران کمک می‌کنند تا درک بهتری از روش کار پدیده‌ها به دست بیاورند (Gous و همکاران،۲۰۰۶). برای افزایش دقت تجزیه و تحلیل ژنتیکی رکوردهای روزآزمون می‌توان از توابع توصیف‌کننده منحنی شیردهی نیز استفاده نمود (Olori و همکاران، ۱۹۹۹). اخیراً تکنیک یادگیری ماشینی[1] با استفاده از مدل رگرسیون خطی تکه ای در توصیف منحنی شیردهی به کار گرفته شده است (Lee and Park، ۲۰۲۲).

سامانه‌های هوشمند در حل مسائل از مدل‌های مشابه الگوی رفتار، توانایی تصمیم‌گیری، ساختار مغز انسان و شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده می کنند. به طور کلی سامانه‌های هوشمند قادر به انجام تمام عملکرد مغز انسان نیستند و فقط در یک محدوده مشخص و تعریف شده هوشمند هستند، این سامانه‌ها آموزش پذیرند (ابراهیمی،۱۳۹۰). نورون‌ها در سه لایه ورودی، پنهان و خروجی سازماندهی می‌شوند. نورون-های یک لایه به هم متصل نیستند، اما در لایه‌های بعدی با بقیه نورون‌ها اتصالات عمودی دارند (Li و همکاران،۲۰۱۸). شش ویژگی شبکه‌های عصبی مصنوعی که پایه و اساس این فناوری هستند شامل ساختار شبکه، پردازش موازی، تحمل خطا، حل جمعی، حافظه توزیعی و توانایی یادگیری است (Sharma و همکاران،۲۰۱۲). آموزش شبکه عصبی مصنوعی با مجموعه داده‌ها شروع شده و داده‌ها به دو نوع آموزش و آزمون تقسیم می‌شود. داده‌های آموزش شبکه را آموزش می‌دهند و سپس با داده‌های آزمون آزمایش می‌شود. خطای خروجی مطلوب و واقعی در طول آموزش اندازه گیری می‌شود. خطا باید در طی فرآیند آموزش کم شود و زمانی که خطا به اندازه کافی کوچک شود آموزش متوقف می‌شود. در حالت بهینه خطا تا حد ممکن کوچک می‌شود تا شبکه عصبی مصنوعی داده آموزش با دقت بالا بازسازی نماید (میرصالحی و تقی زاده ، ۱۳۸۷). علی جعفری (۱۳۹۵) با استفاده از رکوردهای روزآزمون گاوهای نژاد هلشتاین با شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک در برآورد تولید شیر نخستین و دومین دوره شیردهی پرداختند و دریافتند هر دو روش برای پیش‌بینی تولید شیر مناسب هستند. نوبری و همکاران (۱۳۹۷) پیش‌بینی تولید شیر گاوهای شیری را با شبکه عصبی مصنوعی انجام دادند و دریافتند شبکه عصبی مصنوعی توانایی پیش بینی مناسب تولید شیر دوره آینده را بر اساس اطلاعات اولین دوره شیردهی دارد. هدف این تحقیق مقایسه شبکه‌ی عصبی مصنوعی بیزی (brnn[2]) با برخی توابع ریاضی در پیش بینی منحنی شیردهی در گاوهای هلشتاین ایران بود.

مواد و روش

پژوهش کنونی برای مقایسه عملکرد brnn و برخی توابع ریاضی و پیش‌بینی منحنی شیردهی گاوهای هلشتاین ایران انجام شد. برای پیش‌بینی منحنی شیردهی از تعداد ۱۰۸۵۵۲۵ رکورد شیر روز آزمون، درصد چربی و پروتئین استفاده شده است که توسط مرکز اصلاح نژاد دام و بهبود تولیدات دامی کشور وابسته به وزارت جهاد کشاورزی طی سال‌های ۱۳۹۱-۱۳۶۲ جمع آوری شده بودند. ویرایش داده‌ها با نرم‌افزار SAS9.2 (SAS،۲۰۰۹) و پیش‌بینی منحنی شیردهی با شبکه عصبی مصنوعی به وسیله بسته‌ی نرم‌افزاری brnn و توابع ریاضی با تابع nls[3] در نرم‌افزار R نسخه ۴.۲.۲ با استفاده از میانگین رکوردهای روز آزمون شیر انجام شد (Pérez-Rodríguez و همکاران ، ۲۰۱۳).

[1] Machine learning

[2] Bayesian regularization for feed-forward neural networks (brnn)

[3] Nonlinear least square (nls)

جدول ۱-توابع استفاده شده برای توصیف منحنی تولید شیر گاوهای هلشتاین ایران

تابع	مدل ریاضی
وود (Wood، ۱۹۶۷)	$y_t= a \times t^{b} \times e^{-ct}$
ویلمینک (Wilmink، ۱۹۸۷)	$y_t= a + b \times e^{-0.05t} + c \times t + dt^2$
علی – شفر (Ali and Schaeffer، ۱۹۸۷)	$y_t= a + b \times (t/305) + c \times (t/305)^2 + d \times [\ln(305/t)] + g \times [\ln(305/t)]^2$
پلوت –گوتوین (Albarrán-Portillo and Pollot، ۲۰۱۳)	$y_t = (Ms/\{1 + a \times e^{[-0.1\times(t-150)]}\}) * \{2 - e^{[DR\times(t-150)]}\}$

با توجه به جدول شماره ۱، در توابع وود، ویلمنیک و علی- - شفر t روز شیردهی، y_t میزان تولید شیر در روز t ام و a، b ، c، d ، g :ضرایب رگرسیون هستند و e عدد نپر (برابر با ۲/۷۱۸۲۸) است (Wood،۱۹۶۷؛ Wilmink،۱۹۸۷؛ Ali and Schaeffer،۱۹۸۷). در تابع پلوت-گوتوین، y_t مقدار تولید شیر در روز t ام شیردهی است و فراسنجه‌های MS و DR، به ترتیب نشان‌دهنده حداکثر ظرفیت تولید شیر (بر حسب کیلوگرم) و کاهش نسبی سلول‌های ترشح کننده شیر (بدون واحد) طی دوره شیردهی هستند و a برابر با {۰/۹۹۹۹۹۹۹ (۱-۰/۹۹۹۹۹۹۹)} و e عدد نپر می‌باشد (Albarrán-Portillo and Pollott،۲۰۱۳). معیارهای سنجش نیکویی برازش برای مقایسه توابع برازش داده شده عبارت بودند از : معیار اطلاعاتی آکائیک (Akaike،۱۹۷۴) به صورت رابطه ۱ تعریف می‌شود:

(۱)

$$BIC= n \ln (SSE/n) + p \ln (n)$$

معیاراطلاعات بیزی (BIC) به کمک رابطه ۲ برآورد می شود (Bangar and Verma، ۲۰۱۷). :

(۲)

$$AIC=n \ln (SSE/n) +2p$$

معیار میانگین مربعات خطا (RMSE):

(۳)

$$RMSE = \sqrt{SSE/(n-p)}$$

معیارهای ضریب تبیین و ضریب تبیین تعدیل شده به ترتیب به صورت رابطه ۴ و ۵ تعریف شدند:

$$R^2 = 1 - (SSE/SST) \quad (۴)$$

$$R^2_{adj} = 1 - \left[\frac{(n-1)}{(n-p)}\right](1 - R^2) \quad (۵)$$

در رابطه های فوق، SSE، مجموع مربعات باقی مانده؛ n تعداد مشاهدات و p، تعداد فراسنجه‌های هر تابع است. با توجه به تفاوت تعداد پارامترها در مدلهای مورد استفاده، برای مقایسه آنها از ضریب تبیین تعدیل شده استفاده گردید. هر کدام از مدل‌ها که مقادیر کمتر معیارهای RMSE[۴]، AIC[۵]، BIC[۶] و مقادیر بالاتر معیار R^2[۷] تعدیل شده را داشتند به عنوان مدل بهتر انتخاب شدند. منظور از R^2 در جدول R^2 تعدیل شده می باشد.

[4] Root Mean Square Error (RMSE)
[5] Akaike's Information Criterion (AIC)
[6] Bayesian Information Criterion (BIC)
[7] Adjusted Coefficient of determination (R^2)

نتایج

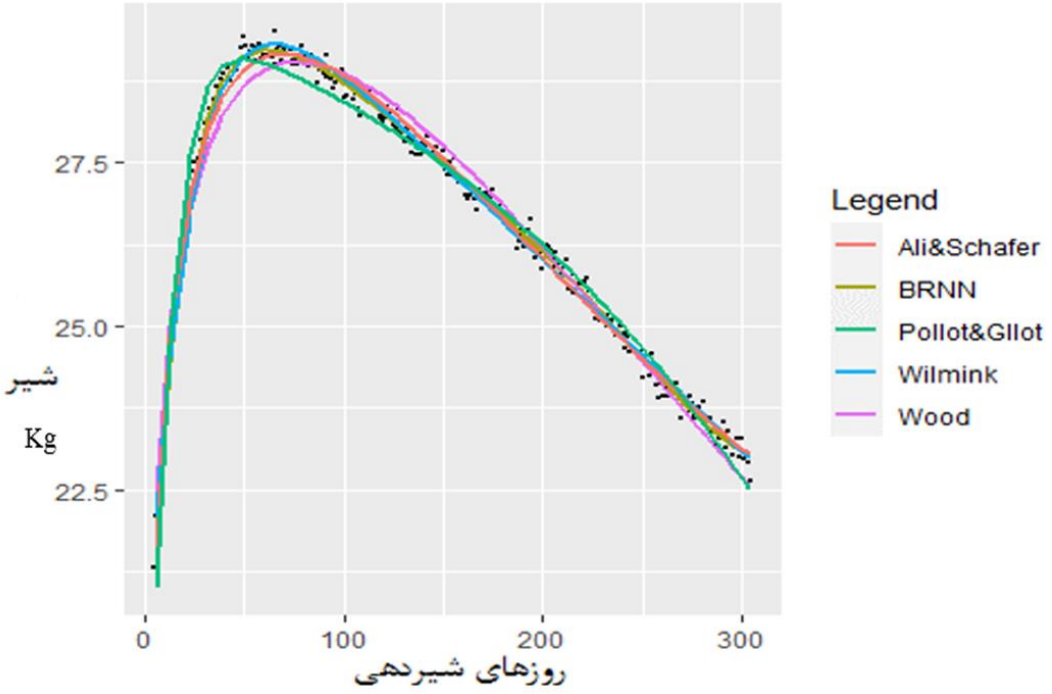
در جدول شماره ۲ مقادیر معیارهای نیکویی برازش برای صفات تولید شیر، درصد چربی و درصد پروتئین با توابع ریاضی وود، ویلمینک، علی- شفر و پلوت-گوتوین ارائه شده است. برای صفت شیر در بین توابع ریاضی مدل ویلمینک برای صفت درصد چربی و پروتئین شیر، مدل علی-شفر کمترین مقادیر معیارهای RMSE، AIC، BIC و بیشترین مقدار R^2 تعدیل شده را داشتند و برازش بهتری نشان دادند. همچنین brnn در تمامی صفات فوق از توابع ریاضی مورد استفاده برازش بهتر و شایستگی بالاتری داشت.

جدول۲- معیارهای نیکویی برازش برخی توابع غیر خطی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی مورد استفاده برای توصیف تغییرات تولید شیر

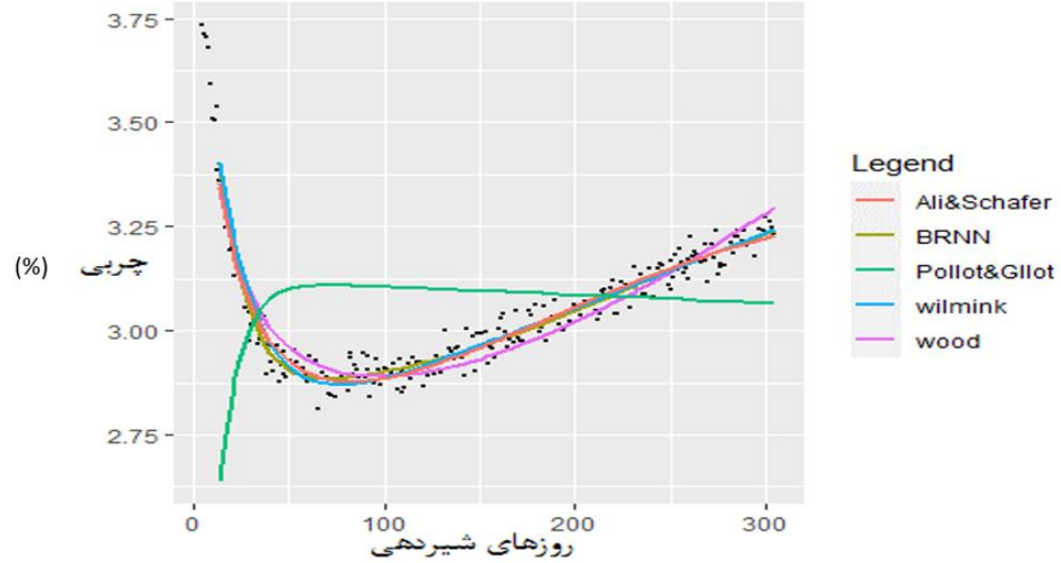
حیوان	معیار	وود	ویلمینک	علی- شفر	پلوت- گوتوین	Brnn[5]
		۰/۲۶۴۶۹۱۶	۰/۱۵۳۷۲۵۵	۰/۱۸۶۴۸۸۷	۰/۲۶۹۰۹۸۹	۰/۱۲۱۱۰۰۷
تولید شیر	R^2[2]	۰/۹۸۵۲۲۱۲	۰/۹۹۴۵۲۲۶	۰/۹۹۲۱۷۰۵	۰/۹۸۳۵۲۲۳	۰/۹۹۶۵۰۱۹
	AIC[3]	-۲۶۳/۵۴۱۹	-۳۷۳/۳۰۷۹	-۳۳۳/۳۱۷۱	-۲۶۱/۱۸۰۷	-۴۱۰/۴۴۸۸
	BIC[4]	-۲۵۳/۰۸۱۴	-۳۶۲/۸۴۷۵	-۳۲۰/۲۴۱۵	-۲۵۳/۳۳۵۳	-۳۸۹/۵۲۷۸
درصد چربی		۰/۰۳۳۸۹۷۴۴	۰/۰۲۴۵۷۲۴۷	۰/۰۱۹۳۳۳	۰/۱۷۳۰۵۰۴	۰/۰۱۸۹۴۸۷۵
	R^2	۰/۹۴۹۲۳۴۲	۰/۹۷۵۳۶۲	۰/۹۸۳۰۴۶	۰/۰۲۲۳۴۵	۰/۹۸۳۱۴۲
	AIC	-۴۱۰/۱۸۵۳	-۴۵۷/۹۸۲۱	-۴۵۹/۳۰۵۴	-۲۴۵/۱۲۱۲	-۵۵۱/۱۷۴۵
	BIC	-۴۰۱/۱۳۴۶	-۴۴۸/۹۳۱۴	-۴۴۷/۹۹۲	-۲۳۸/۳۳۳۱	-۵۳۷/۵۹۸۴
درصد پروتئین		۰/۰۴۰۱۳۳۴۲	۰/۰۳۴۶۷۰۵۴	۰/۰۳۲۰۲۷۴۸	۰/۰۶۹۴۷۲۷۱	۰/۰۲۹۹۲۳۵۸
	R^2	۰/۹۲۲۴۳۳	۰/۹۴۳۱۰۵۷	۰/۹۵۰۳۷۵	۰/۷۰۰۸۲	۰/۹۵۳۸۶
	AIC	-۳۰۹/۸۲	-۳۲۰/۷۱۹۴	-۳۵۲/۵۱۵۴	-۲۷۸/۷۲۱۸	-۳۶۱/۹۶۵۵
	BIC	-۳۰۱/۹۳۸۸	-۳۱۲/۸۳۸۲	-۳۴۲/۶۶۳۹	-۲۷۲/۸۱۰۹	-۳۵۲/۱۱۴

[1] میانگین مربعات خطا [2] ضریب تبیین تعدیل شده [3] معیار اطلاعاتی آکائیک [4] معیار اطلاعات بیزی [5] شبکه عصبی مصنوعی بیزی

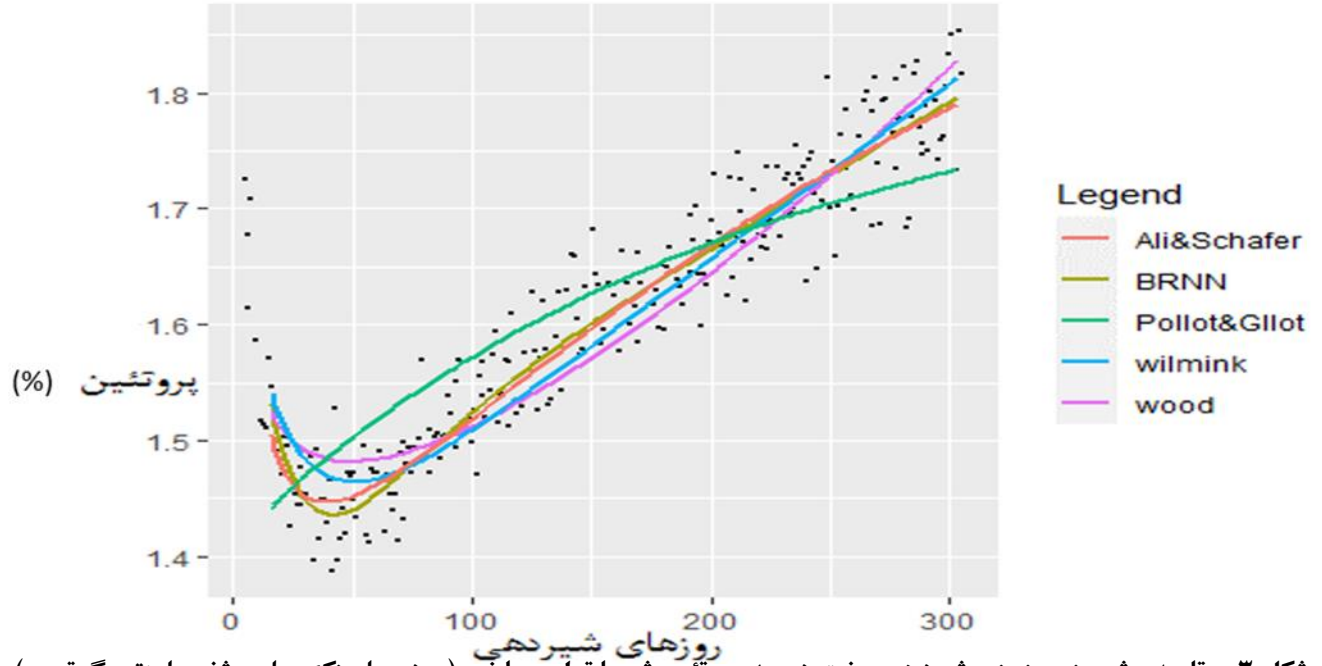
اشکال شماره ۱ ، ۲ و ۳ به ترتیب منحنی شیردهی برازش داده شده برای صفت تولید شیر، درصد چربی و پروتئین با توابع وود، ویلمینک، علی- شفر، پلوت-گوتوین و شبکه‌ی عصبی مصنوعی بیزی(brnn) را نشان می دهد که نقاط دایره ای مشکی رنگ داده های واقعی صفات فوق می باشند. برای صفت تولید شیر در شروع دوره شیردهی تابع علی- شفر برازش خوبی داشت. همچنین تابع ویلمینک و شبکه‌ی عصبی مصنوعی، اوج تولید و پایان دوره شیردهی را به خوبی پیش‌بینی کردند. توابع وود و علی-شفر در اوج شیردهی، برآورد کمتر از مقدار واقعی داشتند. برای منحنی درصد چربی شیر هیچ یک از توابع ریاضی مورد استفاده و شبکه عصبی مصنوعی قادر به پیش بینی درصد چربی در اوایل دوره شیردهی نبودند و در بین توابع بررسی شده، تابع پلوت-گوتوین قادر به برازش مناسبی از منحنی درصد چربی شیر نبود. برای منحنی درصد پروتئین شیر، همانطور که دیده می شود تابع پلوت گوتون در پیک تولید شیر که مقدار پروتئین شیر حداقل می باشد، قادر نیست با شیب ملایم این کاهش را نشان دهد.



شکل ۱- مقایسه پیش‌بینی منحنی شیردهی صفت تولید شیر با توابع ریاضی (وود، ویلمینک، علی-شفر، پلوت-گوتوین) و brnn (دایره های مشکی داده های واقعی می باشند)



شکل ۲- مقایسه پیش بینی منحنی شیردهی صفت درصد چربی شیر با توابع ریاضی (وود، ویلمینک، علی-شفر، پلوت- گوتوین) و brnn (دایره های مشکی داده های واقعی می باشند)



شکل ۳- مقایسه پیش بینی منحنی شیردهی صفت درصد پروتئین شیر با توابع ریاضی (وود، ویلمینک، علی-شفر، پلوت -گوتوین) و brnn (دایره های مشکی داده های واقعی می باشند)

بحث

مدل سازی منحنی شیردهی برای مدیریت بهینه و پیش بینی سطوح تولید از اهمیت بالایی برخوردار است. Druet و همکاران (۲۰۰۳) با استفاده از توابع مختلف ریاضی در بررسی منحنی شیردهی گاوهای هلشتاین فرانسه گزارش کردند تابع علی- شفر بهترین عملکرد را داشت و تولید را قبل از اوج تولید از مقدار واقعی بیشتر برآورد کرد. Quinn و همکاران (۲۰۰۵) گزارش کرد ند برای گاوهای هلشتاین کانادایی تابع علی شفر اصلاح شده عملکرد بهتری از تابع علی-شفر داشت در صورتیکه برای گاوهای ایرلندی تابع علی-شفر از تابع علی شفر اصلاح شده عملکرد بهتری داشت (Zhang و همکاران، ۲۰۱۸). برای توصیف تولید شیر توابع مختلفی به عنوان تابع مناسب معرفی می-شوند و نشان دهنده این می‌باشد که برای هر نژاد با ویژگی تولیدی و جمعیت متفاوت بهترین تابع از بین توابع ریاضی انتخاب می‌شود. نعیمی پور (۱۳۹۶) با استفاده از توابع ریاضی در قالب رگرسیون چندکی برای بررسی منحنی شیردهی گاوهای هلشتاین ایران، گزارش کرد که برای صفات تولید شیر، درصد چربی و پروتئین شیر، تابع ویلمینک، دایجکسترا و علی –شفر به ترتیب در همه چارک‌ها بهترین بودند. مهربان و همکاران (۱۳۸۸) و قاسمی و همکاران (۱۳۹۴)، تابع علی-شفر به عنوان بهترین مدل جهت توصیف منحنی شیردهی گاوهای هلشتاین ایران معرفی گردید. در پژوهش دیگری تابع وود به عنوان بهترین تابع جهت پیش بینی منحنی شیردهی گاوهای هلشتاین ایران گزارش شد (لطفی و همکاران، ۱۳۹۳). رجب زاده و همکاران (۲۰۲۲) باتوجه به تفاوت شکل منحنی شیردهی بین حیوانات و نژادها، پارامترهای شیردهی گاوهای هلشتاین ایران را با استفاده از تابع وود بعنوان صفات مجزا محاسبه و پارامترهای ژنتیکی آنها را برآورد نمودند. حسین زاده (۲۰۱۴) گزارش کرد توابع وود و دهانو بهترین توصیف را برای منحنی تولید شیر گاوهای هلشتاین ایران داشتند. فرهنگ فر و همکاران (۱۳۹۷) گزارش کردند عمده ی تحقیقات انجام شده بر روی منحنی شیردهی گاوهای شیری ایران، با استفاده از مدل های تجربی نظیر توابع گامای وود، نمائی ویلمینک و چندجمله ای علی و شفر بوده اند به همین دلیل آنها تحقیقی در زمینه تحلیل ژنتیکی پارامترهای مدل مکانیستیک پُلوت –گوتوین اجرا نمودند. تابع پُلوت –گوتوین در اصل برای توصیف منحنی شیردهی است و

لذا با توجه به متفاوت بودن تغییرات درصد چربی در طول دوره شیردهی، نتایج حاصله از برازش تابع مزبور برای صفت درصد چربی رضایت بخش نیست. به طور کلی نتایج متفاوت در خصوص توابع مورد استفاده می تواند به دلیل شرایط محیطی و مدیریتی مختلف نژاد مورد استفاده، تعداد رکوردهای مورد استفاده به ازای هر دام، تفاوت در ساختار داده‌ها و نوع مدل مورد استفاده برای آنالیز باشد (Val-Arreola و همکاران،۲۰۰۴).

Grzesiak و همکاران (۲۰۰۶) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی توانایی گاو در تولید شیر را پیش‌بینی و نتایج شان نشان داد شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل وود، پیش‌بینی دقیق تری داشت. زکی زاده و همکاران (۱۳۹۹)، لطفی و همکاران (۱۳۸۹) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی منحنی شیردهی گاوهای شیری را بررسی و گزارش کردند آن می‌تواند تولید شیر را به خوبی پیش‌بینی نماید.Sharma و همکاران (۲۰۰۶)، Dongre و همکاران (۲۰۱۲) و Gorgulu (۲۰۱۲) بیان کردند که شبکه‌ی عصبی مصنوعی در پیش‌بینی تولید شیر ۳۰۵ روز از مدل رگرسیون خطی و رگرسیون خطی چند گانه بهتر است. مهران پور (۱۳۹۵) صفات تولیدی شیر، چربی و پروتئین را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک گاوهای نژاد هلشتاین ایران را بررسی کردند و نتیجه گرفتند شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی صفات تولیدی دوره‌های بعدی شیردهی تفاوت زیادی ندارند. تنها استفاده از شبکه عصبی مصنوعی بیزی(brnn) در گاو هلشتاین ایران توسط محمدی و همکاران (۱۳۹۵) برای مقایسه دقت برآورد ارزش اصلاحی ژنومی با روش‌های پارامتری و ناپارامتری بود که نتیجه گرفتند شبکه عصبی مصنوعی بیزی دقت بالاتری داشت. نتایج این تحقیق نشان داد شبکه عصبی مصنوعی بیزی در توصیف منحنی شیردهی نیز دقت بالایی نشان داد که با توجه به مزیت شبکه عصبی مصنوعی در رابطه با عدم نیاز به فرضیاتی که داده ها در مدل های رگرسیونی نیاز دارند، brnn برای توصیف منحنی شیردهی مناسب می باشد.

نتیجه گیری کلی

در مورد استفاده از شبکه عصبی مصنوعی نتایج این تحقیق نشان داد شبکه عصبی مصنوعی brnn به خوبی می تواند منحنی صفات (تولید شیر، درصد چربی و پروتئین شیر) را نسبت به مدل‌های رگرسیونی به دلیل کیفیت بالاتر معیارهای محاسبه شده برای شبکه عصبی مصنوعی با دقت بالاتری پیش‌بینی نماید. همچنین با توجه به این مزایا می توان از شبکه عصبی مصنوعی در پیش بینی داده های ناقص رکوردهای روز آزمون برای ارزیابی ژنتیکی گاوها و به عنوان ابزار مدیریتی جهت پیش بینی تولید استفاده نمود. اخیراً با توجه به در دسترس بودن رکوردهای روزآزمون انفرادی گاوها و ارزیابی ژنتیکی براساس این رکوردها علاقه مدل سازان را به سمت استفاده از مدل های خطی عمومی سوق داده است.

تشکر و قدردانی

از مدیریت و پرسنل محترم مرکز اصلاح نژاد دام و بهبود تولیدات دامی کشور بابت در اختیار قرار دادن رکوردها کمال تشکر و قدردانی را داریم.

منابع

ابراهیمی، آ. (۱۳۹۰). *پیش‌بینی بر اساس شبکه‌های عصبی مصنوعی. (پایان‌نامه کارشناسی ارشد)*. دانشگاه تربیت معلم، ایران.

زکی زاده، س.، ساقی، د.ع.، و معماریان، ه. (۱۳۹۹). توصیف ریاضی منحنی رشد گوسفندان کردی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه آن با برخی مدل‌های غیر خطی. *نشریه تحقیقات تولیدات دامی*، سال نهم، (۱)، ۵۹-۴۵.

علی‌جعفری، ز. (۱۳۹۵). *مدل‌سازی منحنی تولید شیر در گاوهای شیری هلشتاین با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک (پایان نامه کارشناسی ارشد)*. دانشکده کشاورزی دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران.

فرهنگ فر، ه.، نظام دوست، س.، منتظر تربتی، م.ب.، اصغری،م.ر. (۱۳۹۷). آنالیز ژنتیکی پارامترهای مدل مکانیستیک پُلوت - گوتوین برای منحنی شیردهی گاوهای شیری ایران. نشریه پژوهشهای علوم دامی،۲۸ (۳)، ۴۶-۳۱.

قاسمی، ا.، اسدی، ا.، مهربان، ح.، و محرری، ع. (۱۳۹۴، خرداد). *مقایسه توابع ریاضی در برازش منحنی تولید شیر زایش اول در یک گله گاو هلشتاین*. همایش پژوهش‌های نوین در علوم دامی. (ص.۱۱۸۹-۱۱۸۶). دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران.

لطفی، ر.، فرهنگ‌فر، ه.، امیرآبادی زاده، م.، حسینی، م.، و لطفی، س. (۱۳۸۹، شهریور). *کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در توصیف منحنی شیردهی گاوهای هلشتاین ایران*. چهارمین کنگره علوم دامی ایران. (ص. ۲۷۳۸-۲۷۳۶). پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران (کرج)، کرج، ایران.

لطفی، س.، لطفی، ر.، وحیدیان کامیاد، ع.، و فرهنگ‌فر، ه. (۱۳۹۳). کاربرد تابع سینوسی برای مدل سازی منحنی شیردهی گاوهای هلشتاین و مقایسه آن با توابع وود و دایجکسترا در یک گله گاو هلشتاین. *نشریه علوم دامی ایران*، ۴۵(۱)، ۶۸-۵۹.

محمدی، ی، شریعتی، م.م، زره‌داران، س، رزم‌کبیر، م، صیادنژاد، م.ب.، و زندی، م.ب. (۱۳۹۵). مقایسه دقت برآورد ارزش اصلاحی ژنومی برای صفات تولید در گاوهای هلشتاین ایران با روش‌های پارامتری و ناپارامتری. *مجله تولیدات دامی*، ۱۸(۱)، ۱۱-۱.

مهران پور، ف، اسماعیلی‌زاده، ع، افتخاری، م.، و اسدی فوزی، م. (۱۳۹۵، شهریور). *مدل‌سازی رابطه تولید شیر در گاوهای شیری هلشتاین با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی*. مجموعه مقالات هفتمین کنگره علوم دامی ایران. (ص. ۱۷۰-۱۶۵). دانشگاه تهران، تهران، ایران.

مهربان، ح.، فرهنگ‌فر، ه.، رحمانی‌نیا، ج.، و علی‌سلطانی، ح. (۱۳۸۸). مقایسه برخی توابع توصیف کننده شکل منحنی شیردهی در گاو نژاد هلشتاین. *مجله پژوهش‌های علوم دامی ایران*، ۱(۲)، ۵۵-۴۷.

میرصالحی، م.، و تقی زاده کاخکی، ح. (۱۳۸۷). *شبکه‌های عصبی*. مشهد: دانشگاه فردوسی مشهد (ترجمه).

نعیمی‌پور، ح. (۱۳۹۶). *استفاده از رگرسیون چندکی در بررسی صفات تولید شیر ۳۰۵ روز، فاصله گوساله زایی و تداوم شیردهی به روش کلاسیک و ژنومی وتحلیل منحنی شیردهی با توابع مختلف ریاضی در گاوهای هلشتاین ایران. (پایان نامه دکتری)*. دانشکده کشاورزی دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران.

نوبری، ک، بانه، ح، اسماعیل خانیان، س، یوسفی کلاریکلائی، ک.، و سمیعی، ر. (۱۳۹۷). مقایسه مدل خطی و شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی تولید شیر با استفاده از رکوردهای اولین دوره شیردهی ثبت شده. *نشریه پژوهش در نشخوار کنندگان*، ۶(۴)، ۱۰۰-۸۹.

Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE transactions on automatic control*, *19*(6), 716-723.

Albarrán-Portillo, B., and Pollott, G. E. (2013). The relationship between fertility and lactation characteristics in Holstein cows on United Kingdom commercial dairy farms. *Journal of dairy Science*, *96*(1), 635-646.

Ali, T. E., and Schaeffer, L. R. (1987). Accounting for covariance among test day milk yields in dairy cows. *Canadian Journal of Animal Science*, *67*(3), 637-644.

Bangar, Y. C., and Verma, M. R. (2017). Non-linear modelling to describe lactation curve in Gir crossbred cows. *Journal of Animal Science and Technology*, *59*(1), 1-7.

Bouallegue, M., and M'Hamdi, N. (2020). Mathematical modeling of lactation curves: A review of parametric models. *Lactation in farm animals-biology, physiological basis, nutritional requirements, and modelization*, *1*, 1-20.

Dongre, V. B., Gandhi, R. S., Singh, A., and Ruhil, A. P. (2012). Comparative efficiency of artificial neural networks and multiple linear regression analysis for prediction of first lactation 305-day milk yield in Sahiwal cattle. *Livestock Science*, *147*(1-3), 192-197.

Druet, T., Jaffrézic, F., Boichard, D., and Ducrocq, V. (2003). Modeling lactation curves and estimation of genetic parameters for first lactation test-day records of French Holstein cows. *Journal of Dairy Science*, *86*(7), 2480-2490.

Fernandez, C., Soria, E., Sanchez-Seiquer, P., Gómez-Chova, L., Magdalena, R., Martín-Guerrero, J. D., ... and Serrano, A. J. (2007). Weekly milk prediction on dairy goats using neural networks. *Neural Computing and Applications*, *16*(4-5), 373-381.

Gorgulu, O. (2012). Prediction of 305-day milk yield in Brown Swiss cattle using artificial neural networks. *South African Journal of Animal Science*, *42*(3), 280-287.

Gous, R., Fisher, C., and Morris, T. R. (Eds.). (2006). *Mechanistic modelling in pig and poultry production*. CABI.

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.

Hossein-Zadeh, N. G. (2014). Comparison of non-linear models to describe the lactation curves of milk yield and composition in Iranian Holsteins. *The Journal of Agricultural Science*, *152*(2), 309-324.

Lee, S., and Park, J. (2022). A Vector Representation of Lactation Curves for Dairy Cows. *Agriculture*, *12*(3), 395.

Li, M. M., White, R. R., and Hanigan, M. D. (2018). An evaluation of Molly cow model predictions of ruminal metabolism and nutrient digestion for dairy and beef diets. *Journal of Dairy Science*, *101*(11), 9747-9767.

Molavifar, S., and Fozi, M. A. (2013). *Life time genetic analysis of growth trait in Rayeni Cashmere goat* (Doctoral dissertation, M. Sc. Thesis, Department of animal Science, Faculty of Agriculture, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran (In Persian)).

Oltenacu, P. A., and Broom, D. M. (2010). The impact of genetic selection for increased milk yield on the welfare of dairy cows. *Animal welfare*, *19*(1), 39-49.

Pérez-Rodríguez, P., Gianola, D., Weigel, K. A., Rosa, G. J. M., and Crossa, J. (2013). An R package for fitting Bayesian regularized neural networks with applications in animal breeding. *Journal of Animal Science*, *91*(8), 3522-3531.

Quinn, N., Killen, L., and Buckley, F. (2005). Empirical algebraic modelling of lactation curves using Irish data. *Irish Journal of Agricultural and Food Research*, 1-13.

Radjabalizadeh, K., Alijani, S., Gorbani, A., & Farahvash, T. (2022). Estimation of genetic parameters of Wood's lactation curve parameters using Bayesian and REML methods for milk production trait of Holstein dairy cattle. *Journal of Applied Animal Research*, *50*(1), 363-368.

Sahinler, S. (2009). Estimation of sustained peak yield interval of dairy cattle lactation curves using a broken-line regression approach. *South African Journal of Animal Science*, *39*(1), 22-29.

SAS. 2009. Version 9.2 ed. SAS Inst. Inc., Cary, NC.

Schmidt, GH., and VanVelerk, L.D. and Hutjens, M.F.(1998). *Principles of Dairy Science*. Second edition.

Sharma, A. K., Sharma, R. K. and Kasana, H. S. (2006). Empirical comparisons of feed-forward connectionist and conventional regression models for prediction of first lactation 305-day milk yield in Karan Fries dairy cows. *Neural Computing and Applications*, *15*(3-4), 359-365.

Sharma, V., Rai, S. and Dev, A. (2012). A comprehensive study of artificial neural networks. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, *2*(10).

Val-Arreola, D., Kebreab, E., Dijkstra, J., and France, J. (2004). Study of the lactation curve in dairy cattle on farms in central Mexico. *Journal of Dairy Science*, *87*(11), 3789-3799.

van der Werf, J. H. (2022). Sustainable animal genetic improvement. In *E3S Web of Conferences* (Vol. 335, p. 00001). EDP Sciences.

Wilmink, J. B. M. (1987). Adjustment of test-day milk, fat and protein yield for age, season and stage of lactation. *Livestock Production Science*, *16*(4), 335-348.

Wood, P. D. P. (1967). Algebraic model of the lactation curve in cattle. *Nature*, *216*(5111), 164-165.

Zhang, F., Shine, P., Upton, J., Shaloo, L., and Murphy, M. D. (2018). A Review of Milk Production Forecasting Models: Past & Future Methods. *ResearchGate*.