

Comparison Two Models of Nonlinear Support Vector Mathematical and Cubic Linear Model to Evaluate the Growth Performance, Blood Biochemical Indexes, and Immunity of Broilers Fed with *Capparis spinosa* L. Fruit Powder

Zohreh Seyedi¹, Seyyed Javad Hosseini-Vashan^{1*}, Mohammad Ghasem Akbari²

1- Department of Animal Science, College of Agriculture, University of Birjand, Birjand, Iran

2- Department of Statistic, College of Mathematic and Statistic, University of Birjand, Birjand, Iran

*Corresponding Author's Email: jhosseiniv@birjand.ac.ir

Received: 26-01-2025
Revised: 16-06-2025
Accepted: 29-06-2025
Available Online: 03-02-2026

How to cite this article:

Seyedi, Z., Hosseini-Vashan, S. J., & Akbari, M. G. (2026). Comparison two models of nonlinear support vector mathematical and cubic linear model to evaluate the growth performance, blood biochemical indexes, and immunity of broilers fed with *Capparis spinosa* L. fruit powder. *Iranian Journal of Animal Science Research*, 17(4), 389-408. (in Persian with English abstract).
<https://doi.org/10.22067/IJASR.2025.91876.1234>

Introduction: The widespread use of growth-promoting antibiotic compounds (antibiotics) in the past two decades has caused antibiotic resistance in different bacterial strains in poultry and humans, resulting in reduced response rates to group. Non-antibiotic compounds such as organic acids, enzymes, and phytobiotics are considered effective alternatives to antibiotics. Phytobiotics are incorporated into livestock diets to enhance growth and reproductive performance by improving nutrient utilization and thereby increasing the quality of animal-derived product. *Capparis Spinosa* L. is a drought-resistant plant from the *Capparis* genus of the *Capparidaceae* family. Flower buds, roots, fresh leaves, and mature fruits are used for medicinal purposes. Dietary inclusion of dried leaf powder of *Capparis Spinosa* L. at a level of 15 g/kg in the diet without any adverse effects on performance in laying hens. Predicting broiler performance using mathematical growth models and resulting curves is essential in breeding fast-growing broiler chickens. The purpose of this study was to compare two statistical models: nonlinear support vector regression and cubic linear regression model in evaluating growth performance, carcass traits, and blood biochemical indices of broiler chickens fed diets containing different levels of *Capparis Spinosa* L. fruit powder.

Materials and Methods: In this study, 300 one-day-old Ross broiler chicks (Ross 308) were used with six experimental groups including different levels of 0, 3, 6, 9, 12, and 15% *Capparis Spinosa* L. fruit powder in five replications (each replication consisted of 10 chicks) in a completely randomized design. During the rearing period, the chicks had ad libitum access to feed and water. Body weight of the chicks and feed residues were recorded at the starter, grower, and finisher periods. Then the average daily weight gain, daily feed consumption, and feed conversion ratio were calculated. Two birds from each replicate were weighed and slaughtered on day 42 for carcass traits evaluation. The yield and ratio of carcass components to live weight were calculated. Blood biochemical parameters (glucose, cholesterol, and triglycerides) were determined using a spectrophotometric autoanalyzer (Biosystem 15A autoanalyzer, Biosystem Company) and commercial biochemical kits (Zistchemi Co., Iran). The



Authors retain the copyright. This is an open access article distributed under Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0)

 <https://doi.org/10.22067/IJASR.2025.91876.1234>

growth performance, carcass traits, and blood biochemical indices were fitted with a nonlinear support vector regression (SVR) model and linear cubic regression. The coefficient of determination (R^2) and mean square error (MSE) were used to select the most appropriate model.

Results and Discussion: The results showed that with increasing levels of *Capparis Spinosa L.* fruit powder, no significant changes were observed in growth performance, carcass traits and blood biochemical parameters of broiler chickens. Feed intake was highest during the grower, finisher, and total periods in broilers fed diets containing 6% *Capparis spinosa L.* fruit powder, whereas during the starter period, the highest feed intake was observed at the 9% inclusion level. The body weight of broilers decreased during the initial and growth periods. During the starter and overall growth periods, body weight increased up to inclusion levels of 6% and 3% *Capparis spinosa L.* fruit powder, respectively, and then declined at higher inclusion rates. The weight gain of broilers was observed in the early periods at a level of 6 and in the growth and final periods at 3% *Capparis Spinosa L.* fruit powder. Feed conversion ratio in the final period and total broilers fed diets containing *Capparis Spinosa L.* fruit powder at levels of 3 and 9% had the lowest feed conversion ratio. Among carcass components, the highest coefficient of determination was observed for breast yield using the nonlinear support vector regression (SVR) model ($R^2 = 0.94$). In biochemical indices of broiler chicken blood, the highest coefficient of determination between the two studied models related to cholesterol and LDL variables was obtained with ($R^2 = 0.98$). The results of comparing the goodness-of-fit indices of the models showed that the nonlinear support vector regression model, with a higher coefficient of determination, lower mean square error, and lower sum of squares of the nonlinear support vector regression model, had a better estimate of growth performance, carcass percentage, and blood biochemical indices of broiler chickens compared to the cubic linear model. In a study, linear and nonlinear models (Gompertz, three-parameter logistic, and Richards) were compared to describe the growth patterns of broiler chickens, and it was reported that the Richards model had higher efficiency in predicting and fitting the growth performance of broiler chickens. Stated that machine learning (SVR) models effectively predict carcass characteristics based on body weight measurements. Using a regression model to predict breast muscle relative weight and abdominal fat is non-destructive and inexpensive, so this method has the potential for generalization.

Conclusion: The results of the present study indicate that nonlinear support vector regression models are effective approaches for predicting growth performance, carcass traits, and blood biochemical parameters of broiler chickens.

Keywords: Carcass quality, Cholesterol, Feed conversion ratio, Glucose, Regression model

استفاده از مدل ریاضی بردار پشتیبان غیرخطی برای ارزیابی عملکرد رشد، شاخص‌های بیوشیمیایی خون و ایمنی جوجه‌های گوشتی تغذیه‌شده با پودر میوه کور (*Capparis spinosa* L.) و مقایسه آن با مدل خطی درجه سوم

زهره سیدی^۱، سیدجواد حسینی واشان^{۱*}، محمدقاسم اکبری^۲

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۱/۰۷

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۴/۰۸

چکیده

این آزمایش به منظور بررسی اثر مصرف سطوح پودر میوه کور (*Capparis spinosa* L.) بر عملکرد رشد، لاشه و شاخص‌های بیوشیمیایی خون جوجه‌های گوشتی برآرزش‌شده توسط مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی و مدل خطی درجه سوم انجام گرفت. در این پژوهش از ۳۰۰ قطعه جوجه گوشتی راس ۳۰۸ یک‌روزه با شش تیمار آزمایشی شامل سطوح مختلف ۰، ۳، ۶، ۹، ۱۲ و ۱۵ درصد پودر میوه کور در پنج تکرار (هر تکرار شامل ۱۰ قطعه جوجه) در قالب طرح کاملاً تصادفی استفاده شد. در طول دوره پرورش، جوجه‌ها به آب و خوراک دسترسی آزاد داشتند. صفات عملکرد رشد، لاشه و شاخص‌های بیوشیمیایی خون با مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی (SVR) و مدل خطی درجه سوم برآرزش شدند. نتایج نشان داد که بیشترین مصرف خوراک جوجه‌های گوشتی مرتبط با دوره‌های رشد، پایدانی و کل دوره در سطح شش درصد و در دوره آغازین در سطح نه درصد پودر میوه کور بود. وزن بدن جوجه‌های گوشتی در دوره آغازین و رشد روند کاهشی داشت. در دوره آغازین و کل دوره پرورش به ترتیب تا سطوح شش و سه درصد پودر میوه کور افزایشی و بعد از آن کاهشی گردید. افزایش وزن بدن جوجه‌های گوشتی در دوره‌های آغازین در سطح شش و در دوره‌های رشد و پایدانی در سطح سه درصد پودر میوه کور مشاهده شد. ضریب تبدیل خوراک در دوره‌های پایدانی و کل دوره جوجه‌های گوشتی تغذیه‌شده با پودر میوه کور در سطوح سه و نه درصد کمترین بودند. بالاترین مقدار ضریب تعیین در اجزاء لاشه جوجه‌های گوشتی بین دو مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی و مدل درجه سوم خطی مرتبط به متغیر سینه ($R^2 = 0.94\%$) مدل رگرسیون بردار پشتیبان بود. در شاخص‌های بیوشیمیایی خون جوجه‌های گوشتی بالاترین ضریب تعیین بین دو مدل، مربوط به متغیرهای کلسترول و LDL با $R^2 = 0.98\%$ به دست آمد. نتایج مقایسه شاخص‌های نکوتی مدل‌ها نشان داد که مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی با داشتن ضریب تعیین بالاتر، میانگین مربعات خطا و مجموع مربعات مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی کمتر در مقایسه با مدل خطی درجه سوم برآورد بهتری از عملکرد رشد، درصد لاشه و شاخص‌های بیوشیمیایی خون جوجه‌های گوشتی دارد. از طرفی، نتایج این تحقیق حاکی از این بود که مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی در کل دوره پرورش برای عملکرد، لاشه و شاخص‌های بیوشیمیایی خون با دقت بیشتری در مقایسه با مدل خطی درجه سوم ارائه کرد.

واژه‌های کلیدی: کلسترول، کیفیت لاشه، گلوکز، ضریب تبدیل خوراک، مدل رگرسیونی

مقدمه

مختلف وضع و استفاده از ترکیبات آنتی‌بیوتیکی را در جیره دام و طیور به عنوان محرک رشد و بعضاً درمانی ممنوع نموده است (Rahimi et al., 2012; Gholami-Ahangaran et al., 2021). ترکیبات غیرآنتی‌بیوتیکی مانند مواد آلی، آنزیم‌ها و فیتوبیوتیک‌های بالقوه (Deminicis et al., 2021)، جایگزین‌های مؤثری برای آنتی‌بیوتیک‌ها در نظر گرفته می‌شوند (Ghasemian et al., 2022). مواد زیست فعال فیتوبیوتیک شامل ترکیبات فنلی (فلاونوئیدها، تانن‌ها و ساپونین‌ها) و اسانس‌های گیاهی در زیرمجموعه وسیعی از گیاهان وجود دارند (Yadav et al., 2016). مکمل فیتوبیوتیک‌ها به جیره‌های دام برای

در دو دهه گذشته، استفاده مستمر و بی‌رویه از ترکیبات پادزیست‌های محرک رشد (آنتی‌بیوتیک‌ها) باعث بروز مقاومت آنتی‌بیوتیکی به سویه‌های مختلف باکتریایی در طیور و انسان شده که میزان پاسخ به درمان را کاهش داده است. لذا قوانینی در کشورهای

۱- گروه علوم دامی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران

۲- گروه آمار دانشکده علوم ریاضی و آمار، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران

(*) نویسنده مسئول: (Email: jhosseiniv@birjand.ac.ir)

<https://doi.org/10.22067/IJASR.2025.91876.1234>

دیابتی منجر به کاهش غلظت تری‌گلیسریدهای پلاسما در هر دو گروه شد، همچنین در موش‌های دیابتی چهار روز بعد از مصرف عصاره آبی، وزن بدن کاهش یافت (Eddouks et al., 2004). مصرف پودر برگ خشک کور به‌عنوان یک افزودنی در سطح ۱۵ گرم در کیلوگرم در جیره، بدون هیچ‌گونه اثر نامطلوبی بر عملکرد در مرغ‌های تخم‌گذار استفاده شد و از سوی دیگر، همبستگی مثبتی بین مصرف خوراک با بازده خوراک و سطح کور مورد استفاده، گزارش شد (Sterling et al., 2003). مناسب‌ترین سطح استفاده از میوه کور در جیره جوجه‌های گوشتی، بدون اثر منفی بر عملکرد رشد تا سطح ۲۰ درصد گزارش شده است (Choudhary et al., 2005).

پیش‌بینی عملکرد جوجه‌های گوشتی با استفاده از مدل‌های رشد ریاضی و منحنی‌های حاصل از آن، نقش مهمی در پرورش جوجه‌های گوشتی با رشد سریع دارد. این مدل‌ها می‌توانند تخمین‌های دقیقی از عملکرد رشد ارائه نمایند که در انتخاب پرندگان جوان و پرتولید مفید است (Feitas, 2005). مدل‌های ریاضی در توصیف الگوهای رشد در طیور بسیار مهم هستند (Akinsola et al., Aggrey, 2002; Pinzon et al., 2021). داده‌هایی مانند وزن بدن، سرعت رشد و وزن لاشه، داده‌های سری زمانی هستند. یکی از مدل‌های مورد مطالعه در تحقیقات اخیر، مطالعه مروری سیستمی به روش فراتحلیل است که در مطالعات پیشین در جوجه گوشتی مورد بررسی قرار گرفته است (Sahragard et al., 2025). رگرسیون، نوعی از مدل‌سازی پیش‌بینی برای بررسی رابطه بین متغیر وابسته و مستقل است، به عبارت دیگر، رگرسیون عبارت از مطالعه رابطه بین متغیرهای مستقل و وابسته جهت یافتن بهترین رابطه یا معادله رگرسیونی برای پیش‌بینی است. تاکنون مدل‌های رگرسیونی از جنبه‌های مختلفی بررسی شده است که از جمله آن‌ها می‌توان به مدل‌های رگرسیونی خطی چندگانه، ناپارامتری، نیمه‌پارامتری، اسپلاین، شبکه عصبی و اشاره نمود. در این مقاله به اختصار، روش‌های رگرسیون خطی درجه ۳، روش بردار پشتیبان مبتنی بر قیدها و استفاده از ضرایب لاگرانژ جهت محاسبه ضرایب و روش استفاده از بردار پشتیبان براساس تابع زیان اسلامی و همکاران (Islami et al., 2021) اشاره خواهد شد.

وقتی پیچیدگی داده‌ها افزایش می‌یابد، می‌تواند رگرسیون درجه سوم، رابطه کامل‌تری در مقایسه با رگرسیون خطی یا درجه دوم ارائه دهد. از رگرسیون درجه سوم برای پیش‌بینی داده‌هایی که رابطه غیرخطی دارند، استفاده می‌شود و رگرسیون درجه سوم، خود نوعی از رگرسیون چندگانه (پلی‌نومیل) است. در مطالعات پیشین نیز از مدل‌های رگرسیونی برای برازش و پیش‌بینی عملکرد پرنده یا شناسایی ژن‌های مؤثر در بهبود عملکرد رشد استفاده شده است که مدل‌های رگرسیونی غیرخطی، درجه دوم و سوم در بعضی از موارد کارایی بالاتری داشته‌اند (Bani Saadat et al., Emraei et al., 2017).

افزایش عملکرد تولیدی و تولیدمثلی از طریق بهبود ارزش‌های تغذیه برای ارتقاء تولید دام و افزایش کیفیت محصولات دامی مورد استفاده قرار می‌گیرند (Gholami-Ahangaran et al., 2021).

وجود خواص آنتی‌اکسیدانی در بعضی از ترکیبات زیست‌فعال گیاهی با بهبود فعالیت آنزیم‌های گوارشی و توانایی جذب در افزایش کیفیت نگهداری محصولات حیوانی مفید می‌باشد (Yadav et al., 2016; Mohammadi & Kim, 2018). کور یا کبر با نام علمی *Capparis spinosa* L. گیاهی مقاوم به خشکی و متعلق به جنس *Capparis* از خانواده *Capparidaceae* است، گیاهی بوته‌ای و چندساله که در مناطق خشک و نیمه‌خشک و اقلیم‌های گرمسیری و نیمه‌گرمسیری انتشار دارند (Isagaliyev et al., 2022). اهمیت تولید کور در استفاده از آن در صنایع غذایی، پزشکی و آرایشی-بهداشتی مرتبط است (Gianguzzi et al., 2019). کور یکی از رایج‌ترین گیاهان معطر است که در حوضه مدیترانه یافت می‌شود (Abdel-Razek et al., 2023). اگرچه بومی مدیترانه است، اما در ایتالیا، شمال آفریقا، یونان، آسیای مرکزی، ایران و سایر نقاط جهان به‌خوبی رشد می‌کند و *Capparis Spinosa* L. غالب‌ترین و مهم‌ترین گونه تجاری آن است (Zarei et al., 2021). جوانه‌های گل، ریشه، برگ‌های تازه و میوه کور به‌عنوان ترکیب دارویی مورد استفاده قرار می‌گیرند (Sun et al., 2023).

میوه کور به‌عنوان یک گیاه دارویی، حاوی دامنه وسیعی از گروه‌های شیمیایی فعال زیستی از جمله آلکالوئیدها، گلیکوزیدها، تانن‌ها، فلاونوئید، تری‌ترپنوئید، استروئید، کربوهیدرات‌ها، ساپونین‌ها و طیف وسیعی از مواد معدنی و عناصر کمیاب است (Benzidane et al., 2020). فعالیت پاداکسندگی برای قسمت‌های مختلف گیاه کور گزارش شده است (Bonina et al., 2002; Cao et al., 2010; Aliyazicioglu et al., 2013; Mazandarani et al., 2014; Kalantari et al., 2018). دانه‌های کور منبع مهمی از مولکول‌های پاداکسند برای صنایع غذایی و داروسازی می‌باشند، زیرا سرشار از ترکیبات فنلی هستند و فعالیت پاداکسندگی بالایی نشان می‌دهند (Tlili et al., 2015). از جهت دیگر، مصارف دارویی بسیار متعددی (حدود ۴۳ مورد) برای گیاه کور بیان شده است. کمک به کنترل دیابت (Cronquist, 1981)، کاهش غلظت کلسترول و تری‌گلیسرید خون (Matthäus & Özcan, 2002)، کاهش بروز سرطان (Eddouks et al., 2005; Petanidou et al., 1996)، تقویت‌کننده سامانه ایمنی بدن (Castro Ramos & Nosti Vega, 1987)، کاهنده فشار خون، درمان بیماری‌های قلبی و عروقی، درمان بیماری‌های غضروف و مفاصل (Moufid et al., 2015) و موارد دیگر از جمله خواص درمانی و دارویی این گیاه است.

پژوهشگران گزارش کردند که مصرف خوراکی عصاره آبی گیاه کور به‌مقدار ۲۰ میلی‌گرم در کیلوگرم وزن بدن در موش سالم و

(2024).

آزمایشی، ترکیبات شیمیایی میوه کور مطابق با روش‌های استاندارد (AOAC, 2005) اندازه‌گیری و نتایج مربوطه در جدول ۱ نشان داده شده است. در طی اجرای آزمایش، در پایان دوره‌های آغازین، رشد و پایانی وزن‌کشی جوجه‌ها و باقی‌مانده خوراک انجام شد و سپس میانگین افزایش وزن روزانه، مصرف خوراک روزانه و ضریب تبدیل خوراک محاسبه گردید. تعداد دو قطعه پرند از هر تکرار در روز ۴۲ پرورش کشتار و مورد تجزیه لاشه قرار گرفتند، سپس اجزای لاشه شامل سینه، ران، طحال، بورس فابریوس، کبد و ران توزین شدند و بازده لاشه و نسبت اجزاء لاشه به وزن زنده تعیین گردید.

اندازه‌گیری شاخص‌های خونی

برای اندازه‌گیری غلظت پروتئین سرم، آلبومین، گلوبولین، گلوکز، تری‌گلیسرید، کلسترول، HDL و LDL خون، در پایان دوره (۴۲ روزگی) پرورش جوجه‌های گوشتی، دو قطعه پرند از هر واحد آزمایشی و در مجموع هشت قطعه از هر تیمار به‌طور تصادفی انتخاب شدند و خون‌گیری از طریق قطع رگ گردن، در هنگام کشتار انجام شد. نمونه‌های خون به‌مدت چهار تا شش ساعت در دمای اتاق برای جدا شدن سرم از لخته، نگهداری گردید و بعد از گذشت این زمان پس از سانتریفیوژ در دور ۳۵۰۰ و به‌مدت ۱۰ دقیقه، پلاسما جدا و در داخل میکروتیوب ریخته شد. سپس در آزمایشگاه برای اطمینان از عدم باقی ماندن لخته خون در پلاسما سانتریفیوژ شد. سپس غلظت پروتئین سرم، آلبومین، گلوبولین، گلوکز، تری‌گلیسرید، کلسترول، HDL و LDL سرم خون به کمک دستگاه اتوآنالیزر اسپکتروفتومتر (اتوآنالیزر بیوسیستم 15A، شرکت بیوسیستم) و کیت‌های بیوشیمیایی شرکت زیست شیمی تعیین گردید (Yaghobfar et al., 2011).

به‌منظور برازش مدل مناسب برای صفات مورد مطالعه، ارزیابی دو مدل رگرسیونی بردار پشتیبان و مدل خطی درجه سوم انجام شد. در این مدل‌ها، متغیرهای (X_i, Y_i) که در آن متغیر $i = 1, 2, \dots, n$ ؛ متغیرهای تصادفی خروجی (وابسته مانند عملکرد، لاشه، شاخص‌های خونی و...) و متغیر X_i ؛ متغیرهای ورودی (مستقل) سطوح ۱ تا ۶ کور هستند. برای مدل رگرسیون خطی درجه سوم و مدل رگرسیون بردار پشتیبان از ضرایب مدل رگرسیون به‌صورت معادله ۱ و ۲ استفاده شد.

در سال‌های اخیر، ماشین بردار پشتیبان (SVM)^۱ که به‌عنوان تکنیک مدل‌سازی هسته مناسب شناخته می‌شود، در حوزه یادگیری ماشینی^۲ محبوبیت پیدا کرده است و از آن به‌عنوان راهکاری پیشرفته برای طبقه‌بندی و کاربردهای رگرسیون یاد می‌شود (Faridi et al., 2012). رگرسیون بردار پشتیبان (SVR)^۳، یک نسخه رگرسیونی از SVM، برای تخمین توابع رگرسیون توسعه‌یافته می‌باشد و مشابه SVM و SVR قادر به حل مسائل غیرخطی است (Nandi et al., 2004). این الگوریتم که برای اولین بار توسط وپنیک^۴ در سال ۱۹۹۷، به‌عنوان یک روش جدید داده‌کاوی براساس اصل کمینه‌سازی ریسک ساختاری پیشنهاد شد (Vapnik et al., 1996)، که به‌طور گسترده در یادگیری کامپیوتر، تشخیص الگو، برازش پیش‌بینی و سایر زمینه‌ها استفاده می‌شود. SVM می‌تواند رابطه غیرخطی بین متغیرهای ورودی و خروجی را در محدوده دقت خاصی پیدا کند، راه حل بهینه جهانی و قابلیت تعمیم قوی را به دست آورد، که قابلیت استفاده گسترده از SVM را در مهندسی، علوم، اقتصاد و بسیاری از زمینه‌های دیگر فراهم می‌نماید (Chen et al., 2023). با توجه به عدم وجود اطلاعات کافی در زمینه تأثیر گیاه دارویی کور و کاربردهای مدل‌های SVR در علوم طیور، هدف از اجرای این مطالعه، مقایسه دو مدل ریاضی رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی و مدل رگرسیون درجه سوم خطی (کوئیک) در ارزیابی عملکرد رشد، لاشه و شاخص‌های بیوشیمیایی خون جوجه‌های گوشتی تغذیه‌شده با سطوح مختلف جیره‌ای پودر میوه کور مورد بررسی قرار گرفت.

مواد و روش‌ها

در این آزمایش، ۳۰۰ قطعه جوجه خروس یک‌روزه سویه راس در قالب طرح کاملاً تصادفی با شش تیمار، پنج تکرار و ۱۰ قطعه جوجه در هر تکرار توزیع شدند و آزمایش به‌مدت ۴۲ روز اجرا شد. برای تغذیه جوجه‌ها از برنامه سه مرحله‌ای تغذیه‌ای آغازین (۱ تا ۱۰ روزگی)، رشد (۱۱ تا ۲۴ روزگی) و پایانی (۲۵ تا ۴۲ روزگی) استفاده شد. جیره‌ها براساس احتیاجات توصیه‌شده توسط شرکت راس و با استفاده از نرم‌افزار UFFDA تنظیم شدند. میوه کور بعد از جمع‌آوری در سایه خشک و پودر آن تهیه شد. جوجه‌ها در سن یک‌روزگی براساس میانگین وزن گروهی مشابه، به‌طور تصادفی در واحدهای آزمایشی قرار گرفتند. جیره‌های آزمایشی شامل سطوح صفر، ۳، ۶، ۹، ۱۲ و ۱۵ درصد پودر میوه کور بودند. قبل از تنظیم جیره‌های

1- Support Vector Machine
2- Machine Learning
3- Support Vector Regression
4- Vapnik

جدول ۱- ترکیب شیمیایی (درصد)، و مواد معدنی (میلی گرم) پودر میوه کور

Table 2- the chemical composition (%) and mineral (mg/kg) in *Capparis Spinosa* L. fruit powder

ترکیب شیمیایی (درصد)، و مواد معدنی (میلی گرم)								
Chemical composition (%) and mineral (mg/kg)								
میوه کور <i>Capparis Spinosa L. fruit</i>	ماده خشک Dry matter	پروتئین خام Crude protein	فیبر خام Crude fiber	انرژی خام Gross energy	چربی خام Ether extract	خاکستر Ash	فسفر Phosphorus	کلسیم Calcium
	56.88	31.29	18.5	3669.65	16	12.1	856.23	5000

معادله (۵):

$$\begin{cases} w_i = w_0 - w_i x_i \leq e + \epsilon_i \\ w_0 + w_i x_i - y_i \leq e + \epsilon_i^* \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, n$$

که در آن، C: مقدار تنظیم کننده ای است که بین بهینه سازی حاشیه و کمینه سازی خطای مدل تعادل ایجاد می کند. برای حل مسأله بهینه سازی مقید فوق، دو روش وجود دارد: ۱- برنامه نویسی با استفاده از نرم افزار، ۲- استفاده از تابع لاگرانژ و دوگان لاگرانژ، مشتق گیری و استفاده از الگوریتم تکرار. با توجه به آنچه گذشت از تابع کرنل به کار رفته در معادله های دوگانه و خطاهای حداقل مربعات، با استفاده از SVM، یک روش جدید برای تخمین پارامترها مطابق معادله ۳ توصیف می شود.

معادله (۶):

$$y_i = w_0 + \sum_{j=1}^n w_j K_h(x_j, x_i) \begin{cases} x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}) \\ x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}) \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, n$$

که در آن، $K_h(X_j, X_i)$: تابع کرنل گوسی و h : ثابت هموار ساز بوده که با استفاده از روش ارزیابی متقابل محاسبه می گردد. برای به دست آوردن پارامترها از مسئله بهینه سازی با استفاده از معادله ۷ استفاده می کنیم.

معادله (۷)

$$m \left\{ \|w\|^2 + c \sum_{j=1}^n \rho_{\epsilon, \gamma}(y_i - \sum_{i=1}^n w_i K_h(x_i, x_j)) \right\}$$

که در آن، ρ : تابع زیان هوبر تعمیم یافته به صورت معادله ۸ است.

معادله (۸)

$$\rho_{\epsilon, \gamma}(e) = \begin{cases} 0 & 0 < |e| < \epsilon \\ (|e| - \epsilon)^2 & \epsilon < |e| < \epsilon + \gamma \\ \gamma(2(|e| - \epsilon) - \gamma) & |e| > \epsilon + \gamma \end{cases}$$

این مدل براساس معیارهای نیکویی برازش مختلف در مقایسه با پارامترهای (چند جمله ای)، ناپارامتری، نیمه پارامتری و تجمعی از عملکرد بهتری برخوردار است (Asadolahi et al., 2021). استفاده از تابع زیان چندکی باعث شده است تا مدل در مقابل نقاط پرت استوار بماند. اندازه ثابت هموار ساز در مدل، حالت غیرخطی مدل را هم در نظر می گیرد و روند مدل به هر صورتی که باشد باعث کاهش

معادله (۱):

$$y_i = w_0 + w^T X_i \quad \begin{cases} X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ip}) \\ W = (w_1, w_2, \dots, w_n) \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, n$$

مدل خطی درجه سوم: در این مدل خطی، رابطه بین

متغیرهای X_i , Y_i به صورت زیر در نظر گرفته شده است.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \beta_2 X_i^2 + \beta_3 X_i^3 + e_i \quad \text{معادله (۲)}$$

که در آن، e_i : خطاهای تصادفی و β_i : ضرایب مورد نظر بود که e_i با استفاده از روش کمترین مربعات خطا یعنی با کمینه کردن براساس β_i ها محاسبه می شود.

$$\sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i - \beta_2 X_i^2 - \beta_3 X_i^3)^2 \quad \text{معادله (۳)}$$

مدل بردار پشتیبان مبتنی بر ضرایب لاگرانژ: در این

مدل، $y_i = w_0 + w_1 X_i$ را در نظر می گیریم، که w_0 و w_1 : مقادیر حقیقی هستند که به دنبال برآورد آن ها براساس بردار پشتیبان خواهد بود. رگرسیون بردار پشتیبان به عنوان روشی برای حل مسائل برآورد پارامترهای یک مدل رگرسیونی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان است. در این روش به جای کمینه سازی مجموع مربعات خطا، به دنبال برازش داده در ابر صفحه حاشیه ای است که حداکثر و یا تمام داده های حاشیه ای را در برگیرد. در مدل رگرسیون بردار پشتیبان، مادامی که داده ها در دامنه مشخص شده توسط $e > 0$ هستند، این مدل برای داده ها پذیرفته است، اما اگر داده ای در خارج از این دامنه قرار گیرد یا اصطلاحاً داده دور افتاده باشد، جریمه ای برای آن در نظر گرفته می شود.

در رگرسیون مدل بردار پشتیبان، تخمین پارامترهای بردار W با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان مطابق نمودار (۱) هستیم. با توجه به نمودار فوق و بخش قبل، معادله هدف به صورت معادله های ۴ و ۵ تعریف می شود (Suykens et al., 2002; Izenman, 2008).

به طور خلاصه، معادله هدف مرتب برآورد پارامترهای به صورت زیر در نظر گرفته می شود.

معادله (۴):

$$\min_{\epsilon_i \epsilon_i^*} w_i w_{i^*} \left(\frac{w_0^2 + w_1^2}{2} + c \sum_{i=1}^n (\epsilon_i + \epsilon_i^*) s, t \right)$$

افزایش مصرف خوراک، در جیره حاوی سطح شش درصد پودر میوه کور بود. تا سطح شش درصد روند به‌صورت افزایشی و از سطح شش درصد به بعد روند کاهشی و گاهی ثابت نشان داد. باین‌حال در بین چهار دوره ارزیابی میزان مصرف خوراک جوجه گوشتی (آغازین، رشد، پایانی، و کل دوره)، بالاترین ضریب تعیین در شاخص مصرف خوراک کل دوره ($R^2 = 0.98\%$) مشاهده گردید. ضریب تعیین شاخص مصرف خوراک کل دوره در هر دو مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی و خطی درجه سوم ($FI = 0-42$)، از مقدار بالایی برخوردار بود.

شاخص‌های وزن بدن و افزایش وزن بدن جوجه‌های گوشتی نیز مشابه مصرف خوراک تا سطح شش درصد پودر میوه کور روند افزایشی و سپس کاهشی را نشان می‌دهد (شکل ۱). باین‌حال در میان شاخص‌های وزن بدن، بالاترین ضریب تعیین متعلق به شاخص وزن بدن ۴۲ روزگی ($R^2 = 94\%$) و در شاخص‌های افزایش وزن بدن، دو شاخص افزایش وزن بدن ۲۴ روزگی و ۴۲ روزگی، دارای ضریب تعیین بالا ($R^2 = 0.97\%$) بودند (جدول ۲). لازم به ذکر است که در شاخص وزن بدن جوجه‌های گوشتی، مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی ضریب تعیین بالاتری نسبت به مدل خطی درجه سوم در تمام شاخص‌های وزن بدن را نشان داد، به‌طور مشابه در شاخص افزایش وزن بدن نیز مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی، ضریب تعیین بالاتری داشت، ولی در مدل خطی درجه سوم، ضریب تعیین مقدار پایین‌تری به‌ویژه در دوره آغازین ($0.89 \text{ vs } 0.84$) و رشد ($0.97 \text{ vs } 0.95$) را نشان داد. این نشان می‌دهد که بیشترین وزن بدن و افزایش وزن بدن جوجه‌های گوشتی در بین تیمارها مربوط به سطوح سه و شش درصد پودر میوه کور می‌باشد. با توجه به مقدار ضریب تعیین در شاخص افزایش وزن بدن جوجه‌های گوشتی، مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی بر مدل خطی درجه سوم ارجحیت دارد.

شاخص ضریب تبدیل خوراک در دوره‌های مختلف آزمایشی در پرندگان تغذیه‌شده با سطوح مختلف پودر میوه کور، روند کاهشی داشت (شکل ۱). تحلیل داده‌ها نشان می‌دهد که شاخص ضریب تبدیل خوراک در دوره پایانی (۴۲-۲۵ روزگی) و کل دوره (۴۲-۰ روزگی) در جوجه‌های گوشتی تغذیه‌شده با پودر میوه کور در سطوح سه و نه درصد کمترین مقدار را دارا بودند. مقدار ضریب تعیین در مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی برای شاخص‌های ضریب تبدیل خوراک در دوره‌های مختلف مورد مطالعه (جدول ۲)، در مقایسه با مدل خطی درجه سوم بالاتر بود ($0.98 \text{ vs } 0.95$) برای شاخص FCR_{24} . بنابراین، براساس معیار ضریب تعیین برای شاخص ضریب تبدیل خوراک نیز مدل بردار پشتیبان غیرخطی، برازش مناسب‌تری در مقایسه با مدل درجه سوم ارائه می‌نماید.

اعتبار برازش مدل نمی‌شود. مشکل هم‌خطی چندگانه بین متغیرهای مستقل که باعث افزایش واریانس ضرایب رگرسیونی و کاهش اعتبار مدل می‌شود، در این مدل موضوعیت ندارد. همچنین این مدل با داده‌های با حجم کم نیز سازگار است و خللی در برازش مدل ندارد. در نهایت برای تعیین بهترین برآورد از ضریب تعیین معادله ۹ استفاده شد.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\tilde{y}_i - y_i)^2}{n} \quad \text{معادله (۹)}$$

همچنین خطای رگرسیون استاندارد که دقت میانگین پیش‌بینی صفات بود برای بررسی دقت روابط رگرسیونی است، مورد برازش قرار گرفت. برای بهینه‌سازی مدل‌های رگرسیونی از نرم‌افزای متماثیکا (Matemática 13) استفاده شد و برای برازش مدل رگرسیون خطی درجه سوم و رسم گراف‌ها از نرم‌افزار مینی‌تب ۱۳ (Minitab 13) استفاده گردید. برای بررسی نکویی، برازش مقادیر ضریب تعیین و میانگین مربعات خطا مورد بررسی قرار گرفت.

نتایج و بحث

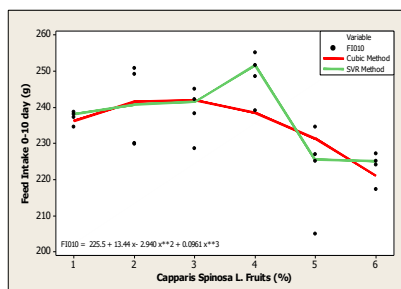
عملکرد رشد: در این آزمایش از مدل بردار پشتیبان غیرخطی (SVR) و مدل خطی درجه سوم (CRM) برای برازش داده‌های عملکرد رشد، اجزاء لاشه و شاخص‌های بیوشیمیایی خون استفاده شد. با توسعه مداوم یادگیری ماشینی در سال‌های اخیر، روش‌هایی مانند ماشین‌های بردار پشتیبان و مدل خطی درجه سوم به‌طور گسترده در زمینه‌های مختلف مورد استفاده قرار گرفته‌اند که ممکن است دقت پیش‌بینی عملکرد رشد، اجزاء لاشه و شاخص‌های بیوشیمیایی خون را بهبود بخشد. روش‌های رگرسیونی براساس هسته هستند، به‌عنوان مثال رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) این روش براساس شباهت (یا عدم تشابه) متغیرهای پیش‌بینی‌کننده آن‌ها، بر توابع هسته برای ایجاد ساختار کوواریانس در میان مشاهدات هدف تکیه می‌کنند (Gianola & van Kaam, 2008; De los et al., 2006; Campos et al., 2010). متغیرهای عملکرد رشد برای دوره‌های آغازین (۱-۱۰ روزگی)، رشد (۱۱-۲۴ روزگی)، پایانی (۲۵-۴۲ روزگی) و کل دوره (۴۲ روزگی) توسط مدل بردار پشتیبان غیرخطی و مدل خطی درجه سوم در شکل ۱ و جدول ۲ ارائه شده‌اند. در تمام دوره‌های آزمایشی (مصرف خوراک، وزن بدن، افزایش وزن بدن و ضریب تبدیل خوراک) در هر دو مدل بردار پشتیبان غیرخطی و مدل خطی درجه سوم، پاسخ مشابهی داشتند و همچنین تحت تأثیر افزایش سطوح پودر میوه کور در طی دوره آزمایشی قرار نگرفتند. شاخص مصرف خوراک جوجه‌های گوشتی تحت تأثیر سطوح میوه کور قرار نگرفت. در دوره‌های رشد، پایانی و کل دوره، بیشترین

جدول ۲- برآورد اثر پودر میوه کور بر شاخص‌های عملکرد رشد

Table 2- Estimating the effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder on growth performance indicators

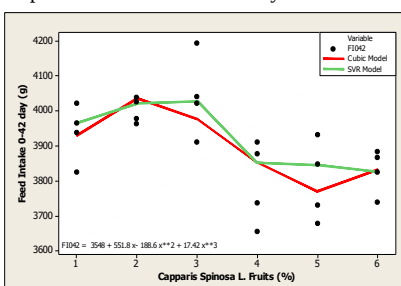
متغیرها Variables	مدل‌ها Models	مدل خطی درجه سوم Cubic method			مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی SVR method			سطح معنی‌داری P-value
		مجموع کل مربعات MSE ^۱	ضریب تعیین R ^{۲۶}	مجموع کل مربعات TSS ^۷	میانگین مربعات خطا MSE _۲	ضریب تعیین R ^۲	مجموع کل مربعات TSS	
مصرف خوراک ۰-۱۰ روزگی FI 0-10 day (g) ^۱	225.5 + 13.44 x - 2.940 x ^{**2} + 0.0961 x ^{**3}	356.58	0.89	3260.0	176.05	0.94	3260.0	0.0138
مصرف خوراک ۱۱-۲۴ روزگی FI 11-24 day (g)	756.5 + 227.2 x - 77.77 x ^{**2} + 7.180 x ^{**3}	1934.69	0.97	67470	1542.10	0.97	67470	0.0001
مصرف خوراک ۲۵-۴۲ روزگی FI 25-42 day (g)	2566 + 311.1 x - 107.9 x ^{**2} + 10.15 x ^{**3}	23498.28	0.88	196121	13001.56	0.93	196121	0.0256
وزن بدن ۰-۱۰ روزگی BW 0-10 day (g) ^۲	3548 + 551.8 x - 188.6 x ^{**2} + 17.42 x ^{**3}	8812.85	0.97	396449	7883.69	0.98	396449	0.0011
وزن بدن ۱۱-۲۴ روزگی BW 11-24 day (g)	182.3 + 77.62 x - 23.37 x ^{**2} + 2.026 x ^{**3}	459.37	0.86	3495.1	268.25	0.92	3495.1	0.0022
وزن بدن ۲۵-۴۲ روزگی BW 25-42 day (g)	700.1 + 301.2 x - 94.27 x ^{**2} + 8.327 x ^{**3}	10501.39	0.88	90085	6367.97	0.92	90085	0.1832
افزایش وزن بدن ۰-۱۰ روزگی BWG 0-10 day (g) ^۳	1722 + 879.9 x - 268.1 x ^{**2} + 23.93 x ^{**3}	23460.75	0.92	291101	15390.28	0.94	291101	0.0148
افزایش وزن بدن ۱۱-۲۴ روزگی BWG 11-24 day (g)	142.7 + 73.35 x - 21.97 x ^{**2} + 1.892 x ^{**3}	546.28	0.84	3455.0	347.28	0.89	3455.0	0.0022
افزایش وزن بدن ۲۵-۴۲ روزگی BWG 25-42 day (g)	557.4 + 227.9 x - 72.29 x ^{**2} + 6.435 x ^{**3}	2192.34	0.95	67934	2061.48	0.97	67934	0.4291
ضریب تبدیل خوراک ۰-۱۰ روزگی FCR 0-10 day (g) ^۴	1022 + 578.6 x - 173.8 x ^{**2} + 15.60 x ^{**3}	4826.89	0.97	181693	4500.72	0.97	181693	0.6351
ضریب تبدیل خوراک ۱۱-۲۴ روزگی FCR 11- 24 day	1.445 - 0.3391 x + 0.1076 x ^{**2} - 0.01009 x ^{**3}	0.01472	0.87	0.11	0.0292	0.75	0.11	0.0154
ضریب تبدیل خوراک ۲۵-۴۲ روزگی FCR 25-42 day	1.309 - 0.0434 x + 0.00578 x ^{**2} - 0.000139 x ^{**3}	0.006	0.95	0.14	0.016	0.98	0.14	0.8610
ضریب تبدیل خوراک ۰-۴۲ روزگی FCR 0- 42 day	1.919 - 0.3373 x + 0.09382 x ^{**2} - 0.008104 x ^{**3}	0.015	0.87	0.12	0.002	0.97	0.12	0.9688
	2.289 - 0.4826 x + 0.1345 x ^{**2} - 0.01170 x ^{**3}	0.025	0.91	0.30	0.007	0.97	0.30	0.6846

^۱ Feed intake (FI), ^۲ Body weight (BW), ^۳ Body weight gain (BWG), ^۴ Feed conversion ratio (FCR), ^۵ Mean squared error (MSE), ^۶ R-squared, ^۷ Total sum of squares (TSS)



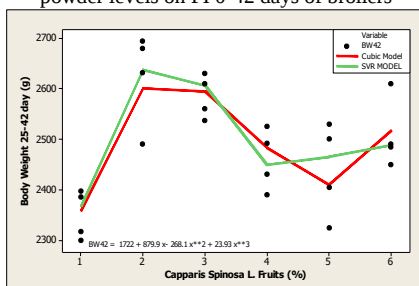
(الف) - اثر سطوح پودر میوه کور بر مصرف خوراک ۰-۱۰ روزگی جوجه گوشتی

(A)- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder levels on FI 0-10 days of broilers



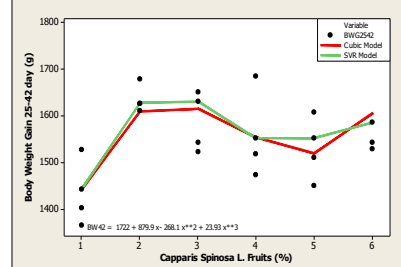
(ت) - اثر سطوح پودر میوه کور بر مصرف خوراک ۰-۴۲ روزگی جوجه گوشتی

(D)- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder levels on FI 0-42 days of broilers



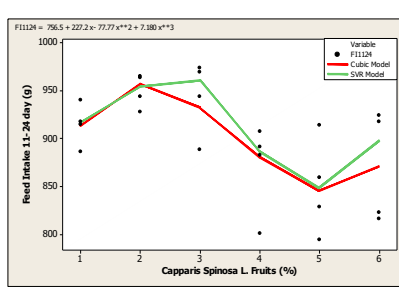
(ج) - اثر سطوح پودر میوه کور بر وزن بدن ۲۵-۴۲ روزگی جوجه گوشتی

(G)- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder levels on BW 25-42 days of broilers



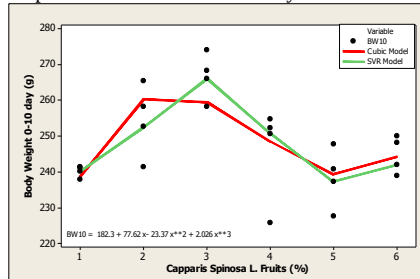
(د) - اثر سطوح پودر میوه کور بر افزایش وزن بدن ۲۵-۴۲ روزگی جوجه گوشتی

(J)- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder levels on GBW 25-42 days of broilers



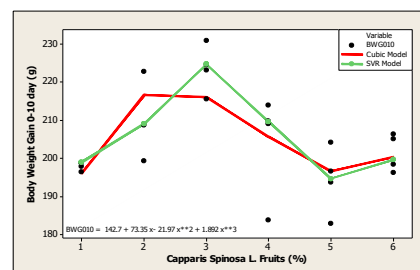
(ب) - اثر سطوح پودر میوه کور بر مصرف خوراک ۱۱-۲۴ روزگی جوجه گوشتی

(B)- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder levels on FI 11-24 days of broilers



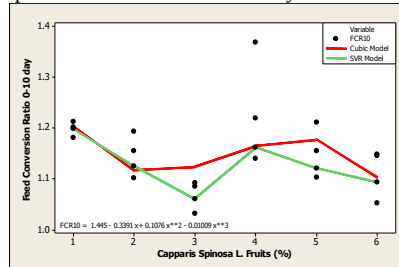
(ث) - اثر سطوح پودر میوه کور بر وزن بدن ۰-۱۰ روزگی جوجه گوشتی

(E)- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder levels on BW 0-10 days of broilers



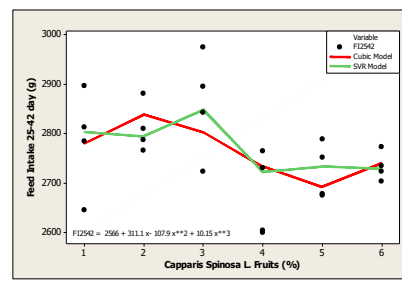
(ح) - اثر سطوح پودر میوه کور بر افزایش وزن بدن ۰-۱۰ روزگی جوجه گوشتی

(H)- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder levels on GBW 0-10 days of broilers



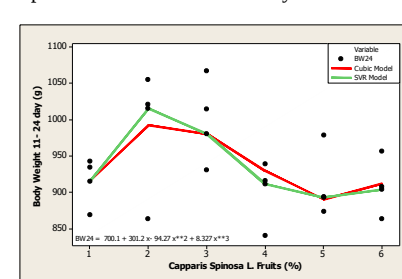
(ذ) - اثر سطوح پودر میوه کور بر ضریب تبدیل خوراک ۰-۱۰ روزگی جوجه گوشتی

(K)- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder levels on FCR 0-10 days of broilers



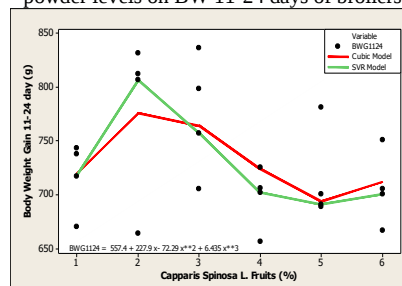
(پ) - اثر سطوح پودر میوه کور بر مصرف خوراک ۲۵-۴۲ روزگی جوجه گوشتی

(C)- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder levels on FI 25-42 days of broilers



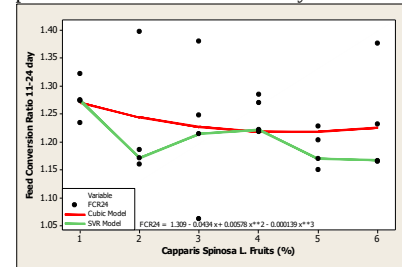
(ج) - اثر سطوح پودر میوه کور بر وزن بدن ۱۱-۲۴ روزگی جوجه گوشتی

(F)- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder levels on BW 11-24 days of broilers



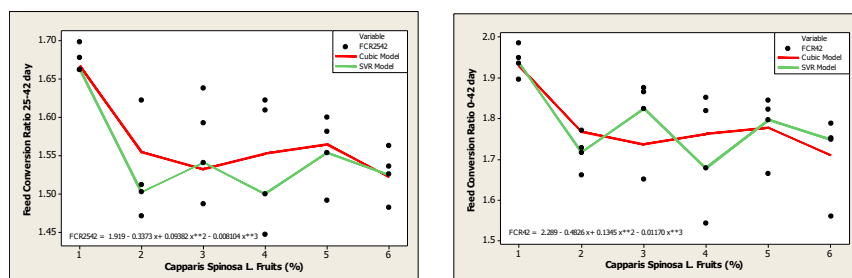
(خ) - اثر سطوح پودر میوه کور بر افزایش وزن بدن ۱۱-۲۴ روزگی جوجه گوشتی

(I)- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder levels on GBW 11-24 days of broilers



(ر) - اثر سطوح پودر میوه کور بر ضریب تبدیل خوراک ۱۱-۲۴ روزگی جوجه گوشتی

(L)- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder levels on FCR 11-24 days of broilers

ادامه شکل ۱
Figure1(Continue)

(م)- اثر سطوح پودر میوه کور بر ضریب تبدیل خوراک ۲۵-۴۲ روزگی جوجه گوشتی

(M)- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder levels on FCR 25-42 days of broilers

(ن)- اثر سطوح پودر میوه کور بر ضریب تبدیل خوراک ۰-۴۲ روزگی جوجه گوشتی

(N)- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder levels on FCR 0-42 days of broilers

شکل ۱- اثر سطوح پودر کور بر مصرف خوراک، وزن بدن و ضریب تبدیل خوراک در سنین مختلف براساس مدل کوپیک و بردار پشتیبان
Figure 1- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder level on feed intake, body weight and feed conversion ratio at different ages based on cubic method and support vector method (SVR Method)

پیش‌بینی وزن نسبی سینه، طحال و بورس از مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی و برای پیش‌بینی وزن نسبی کبد و ران از مدل‌های خطی درجه سوم (کوپیک) استفاده شود، برازش مناسب‌تری ارائه خواهد نمود.

شاخص‌های بیوشیمیایی خون: عملکرد مدل‌های رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی و خطی درجه سوم در ارزیابی شاخص‌های بیوشیمیایی خون در جدول ۴ خلاصه شده است. مقادیر R^2 محاسبه‌شده در مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی تقریباً برای کل شاخص‌های بیوشیمیایی خون مقادیر بالاتری را نشان داد. در مجموع، مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی، پیش‌بینی دقیق‌تری نسبت به مدل خطی درجه سوم در جوجه‌های گوشتی ارائه می‌دهد. باین‌حال از بین پنج متغیر شاخص‌های بیوشیمیایی خون مورد بررسی در این آزمایش (کلسترول، تری‌گلیسرید، آسپاراتات آمینوترانسفراز، HDL و LDL) بالاترین مقدار R^2 در شاخص‌های بیوشیمیایی خون به غلظت کلسترول و LDL خون در مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی ($R^2 = 0.98\%$) اختصاص داشت. هر چند ضریب تعیین پارامترهای مدل برازش خطی درجه سوم (کوپیک) برای غلظت کلسترول و LDL به ترتیب ۹۶ و ۹۲ درصد تخمین زده شد، در جدول ۴ پارامترهای مدل و مقادیر ضریب تعیین آن‌ها (R^2) ارائه شده است. منحنی شاخص‌های بیوشیمیایی خون جوجه‌های گوشتی برآوردشده با مدل بردار پشتیبان غیرخطی و مدل خطی درجه سوم در شکل ۳ نشان داده شده است. براساس منحنی‌های مدل بردار پشتیبان غیرخطی و مدل خطی درجه سوم از شاخص بیوشیمیایی خون و مدل‌های مربوطه در جدول ۵ تبعیت می‌کند. همه مدل‌ها دارای مقادیر قابل توجهی R^2 هستند. مدل‌ها ممکن است براساس مقادیر R^2 خود به عنوان MSE، R^2 و SST مدل‌های رگرسیون بردار پشتیبان و خطی درجه سوم رتبه‌بندی شوند. این مطالعه دارای مقادیر بالاتری از R^2 برای مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی بود.

وزن نسبی اجزاء لاشه: تأثیر استفاده از سطوح مختلف پودر میوه کور در جیره جوجه گوشتی در شکل ۲ ارائه شده است، همچنین مدل‌های برازش رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی و خطی درجه سوم در ارزیابی اجزاء لاشه درصد گوشت سینه، ران، کبد، بورس و طحال با ضریب تعیین در جدول ۳ ارائه شده است. مقادیر R^2 محاسبه‌شده در مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی تقریباً برای کل اجزاء لاشه مقادیر بالاتری را نشان داد. در مجموع، مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی، پیش‌بینی دقیق‌تری نسبت به مدل خطی درجه سوم در جوجه‌های گوشتی ارائه نمود. باین‌حال از بین پنج متغیر اجزاء لاشه مورد بررسی در این آزمایش (سینه، ران، کبد، بورس فابریسیوس و طحال)، بالاترین مقدار R^2 در لاشه بین دو مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی و خطی درجه سوم مرتبط به شاخص وزن نسبی سینه ($R^2 = 0.94\%$) مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی به دست آمد. ضریب تعیین برای وزن نسبی ران و کبد در مدل خطی درجه سوم (کوپیک) به ترتیب برابر ۰/۹۳ و ۰/۹۱ درصد برازش شد که در مقایسه با مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی بالاتر بود. در مورد وزن نسبی بورس و طحال، مقدار ضریب تعیین در مدل‌های رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی برابر ۰/۹۱ درصد و بسیار بالاتر از مقادیر ضریب تعیین مدل‌های خطی درجه سوم (کوپیک) بود. براساس منحنی برازش، سطح پودر میوه کور بر وزن نسبی ران و کبد در جوجه گوشتی، اثر مثبتی دارد، به‌طوری‌که با افزایش سطح کور، وزن نسبی ران و کبد افزایش یافت، درحالی‌که در مورد وزن نسبی سینه، تا سطح سه درصد میوه کور وزن نسبی سینه افزایش و پس از آن وزن نسبی سینه با افزایش سطح کور کاهش یافت. در مورد وزن نسبی بورس و طحال نیز افزایش سطح پودر میوه کور تا سطح شش درصد باعث افزایش وزن نسبی طحال و بورس فابریسیوس گردید، ولی در سطح بالاتر، تغییر در وزن نسبی طحال و بورس فابریسیوس مشاهده نشد. بنابراین براساس این یافته‌ها، پیشنهاد می‌شود که برای

مدل‌های مورد استفاده در این پژوهش به‌طور کلی رابطه معنی‌داری بین پارامترهای مورد آزمایش را توضیح می‌دهند. از این پژوهش می‌توان نتیجه گرفت که پیش‌بینی به‌دست‌آمده از مدل رگرسیون

بردار پشتیبان غیرخطی با کمترین میانگین مربعات خطا مورد انتظار، بهتر از مدل دیگر است.

جدول ۳- برآورد اثر پودر میوه کور بر اجزاء لاشه

Table 3- Estimating the effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder on carcass components

متغیرها Variables	مدل‌ها Models	مدل خطی درجه سوم Cubic method			مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی SVR method			P-value سطح معنی‌داری
		میانگین مربعات خطا	ضریب تعیین	مجموع کل مربعات ³	میانگین مربعات خطا	ضریب تعیین	مجموع کل مربعات ³	
		MSE ₁ ¹	R ²	TSS ³	MSE ₂	R ²	TSS	
کبد liver	3.209 - 1.120 x + 0.3608 x**2 - 0.03006 x**3	0.52	0.91	5.60	0.86	0.85	5.60	0.0564
سینه Breast	19.43 + 3.253 x - 0.9930 x**2 + 0.08260 x**3	6.65	0.85	45.24	2.54	0.94	45.24	0.2783
ران Thigh	22.78 - 5.556 x + 1.713 x**2 - 0.1516 x**3	1.83	0.93	28.35	2.42	0.91	28.35	0.1205
بورس فابرسیوس Bursa	- 0.01321 + 0.1565 x- 0.03970 x**2 + 0.003108 x**3	0.04	0.88	0.38	0.03	0.91	0.38	0.0615
طحال Spleen	0.03039 + 0.09890 x- 0.02129 x**2 + 0.001418 x**3	0.04	0.87	0.37	0.03	0.91	0.37	0.0010

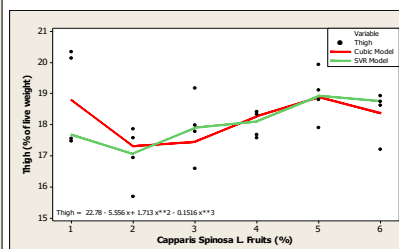
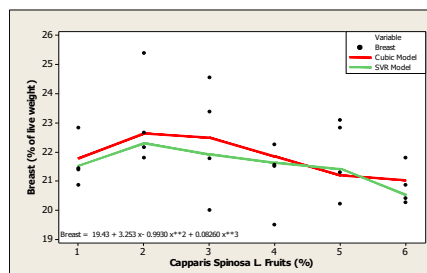
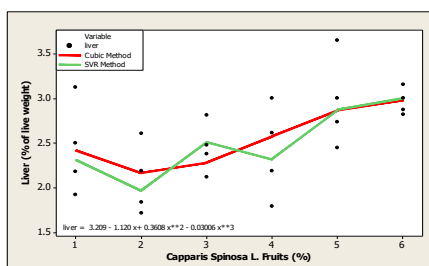
¹ Mean squared error (MSE), ² R-squared, ³ Total sum of squares (TSS)

جدول ۴- برآورد اثر پودر میوه کور بر شاخص‌های بیوشیمیایی خون

Table 4- Estimating the effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder on blood biochemical indices

متغیرها Variables	مدل‌ها Models	مدل خطی درجه سوم Cubic method			مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی SVR method			سطح معنی‌داری P-value
		میانگین مربعات خطا MSE ₁ ⁵	ضریب تعیین R ²⁶	مجموع کل مربعات TSS ⁷	میانگین مربعات خطا MSE ₂	ضریب تعیین R ²	مجموع کل مربعات TSS	
کلسترول Cholesterol (UI)	193.4 + 25.44 x- 15.11 x**2 + 1.780 x**3	270.19	96.18	11479.3	236.83	0.98	11479.3	0.0070
تری‌گلیسرید TG (UI) ¹	125.8 + 46.99 x- 22.29 x**2 + 2.479 x**3	3025.99	0.86	21795.8	1561.58	0.92	21795.8	0.0634
آسپاراتات آمینوترانسفراز AST (UI) ²	245.5 + 8.00 x- 12.89 x**2 + 1.611 x**3	4355.30	0.86	32512	1942.46	0.94	32512	0.0009
لیوپروتئین با دانسیته پایین LDL (UI) ³	31.42 + 116.4 x- 36.68 x**2 + 3.447 x**3	529.25	0.96	16715.8	529.25	0.96	16715.8	0.1104
لیوپروتئین با دانسیته بالا HDL (UI) ⁴	198.8 - 59.90 x+ 9.03 x**2 - 0.345 x**3	1850.11	0.92	26414.5	465.91	0.98	26414.5	0.0014

¹ Triglyceride (TG), ² Aspartate aminotransferase (AST), ³ Low density Lipoprotein (LDL), ⁴ High density Lipoprotein (HDL), ⁵ Mean squared error (MSE), ⁶ R-squared, ⁷ Total sum of squares (TSS)



(الف) - اثر سطوح پودر میوه کور بر کبد در ۴۲ روزگی جوجه گوشتی

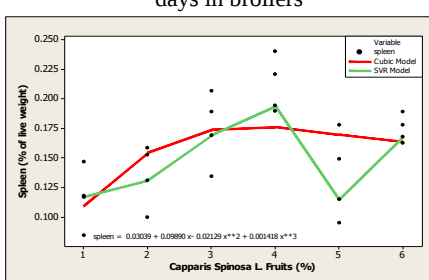
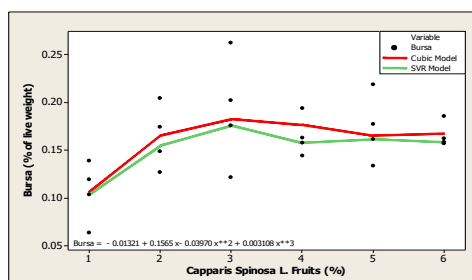
(A)- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder levels on Liver at 42 days in broilers

(ب) - اثر سطوح پودر میوه کور بر بافت سینه در ۴۲ روزگی جوجه گوشتی

(B)- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder levels on Breast tissue at 42 days in broilers

(پ) - اثر سطوح پودر میوه کور بر بافت ران در ۴۲ روزگی جوجه گوشتی

(C)- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder levels on Thigh tissue at 42 days in broilers



(ت) - اثر سطوح پودر میوه کور بر بورس فابریوس در ۴۲ روزگی جوجه گوشتی

(D)- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder levels on Bursa at 42 days in broilers

(ث) - اثر سطوح پودر میوه کور بر طحال در ۴۲ روزگی جوجه گوشتی

(E)- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder levels on Spleen at 42 days in broilers

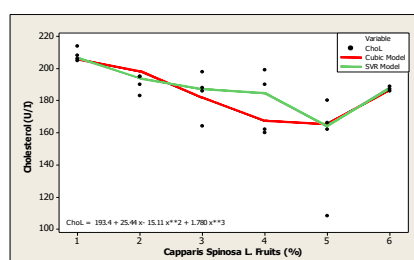
شکل ۲- ارتباط بین سطوح مختلف پودر میوه کور و اجزاء لاشه برای روش مدل کوبیک (Cubic Method) و بردار پشتیبان (SVR Method)

Figure 2- Relationship between different levels of *Capparis Spinosa L.* fruit powder and carcass components for the cubic method and the support vector method (SVR Method)

بحث

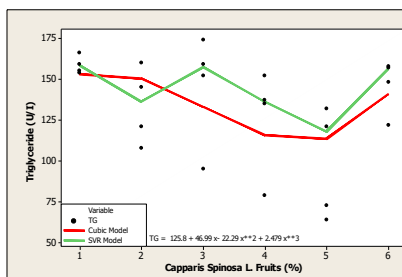
۱۸۲۵) مدل‌های مناسب‌تری برای داده‌های رشد جوجه گوشتی هستند (Tompic *et al.*, 2011; Mazucheli *et Freitas*, 2005; *al.*, 2011; Drumond *et al.*, 2013; Mohammed, 2015; Mota *et al.*, 2015). برخی از مدل‌های غیرخطی (NLMS) مانند برودی، فون‌برتالانفی، گومپرتز، لجستیک و ریچاردز برای توصیف رشد حیوانات متأثر از عوامل تغذیه‌ای و محیطی استفاده می‌شوند (Kum *et al.*, 2010) و مقایسه مدل NLMS معمولاً برای استفاده از معیارهای ارزیابی مختلف برای گونه‌ها و سویه‌های مختلف انتخاب مناسب‌تری می‌باشد (Narinc *et al.*, 2010).

بر مبنای جستجوی انجام‌شده در پژوهش‌های پیشین، مطالعات کمی تفاوت در سطوح پودر میوه کور بر عملکرد رشد، اجزاء لاشه و شاخص‌های بیوشیمیایی خون در جوجه‌های گوشتی به مدل‌های رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی و خطی درجه سوم در گونه‌های حیوانی را گزارش کرده‌اند. رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی مدل بهتری برای توضیح جوجه‌های گوشتی در رابطه با معیارهای انتخاب مدل بود. علاوه بر این مدل خطی درجه سوم در این مطالعه عملکرد خوبی داشت. معمولاً مدل‌های برپایه رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی عملکرد قابل مقایسه با مدل خطی درجه سوم را در داده‌های آزمایش نشان می‌دهند. در سال‌های اخیر، مدل‌های سیگموئید و چند جمله‌ای (در میان مدل‌های دیگر) برای داده‌های رشد جوجه‌های گوشتی برآزش داده شده‌اند (Narushin & Takma, 2003; Michalczuk *et al.*, 2016; Narinc *et al.*, 2017) متعدد نشان دادند که مدل‌های گومپرتز یا شکل اصلی (Gompertz,



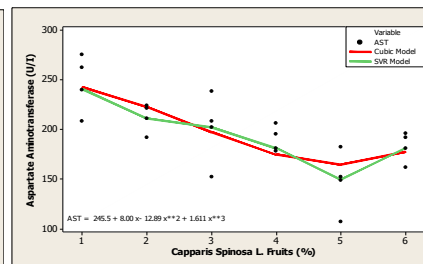
(الف) - اثر سطوح پودر میوه کور بر کلسترول در ۴۲ روزگی جوجه گوشتی

(A)- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder levels on Cholesterol at 42 days in broilers



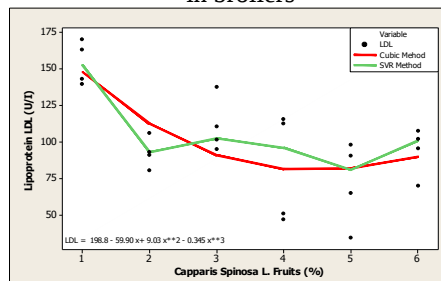
(ب) - اثر سطوح پودر میوه کور بر تری گلیسرید در ۴۲ روزگی جوجه گوشتی

(B)- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder levels on TG at 42 days in broilers



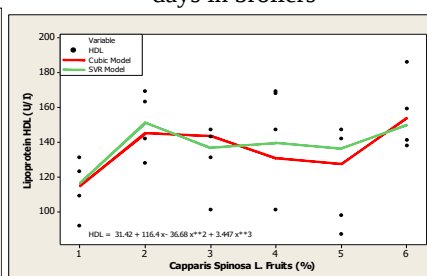
(پ) - اثر سطوح پودر میوه کور بر آسپارات آمینوترانسفراز در ۴۲ روزگی جوجه گوشتی

(C)- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder levels on AST at 42 days in broilers



(ت) - اثر سطوح پودر میوه کور بر LDL در ۴۲ روزگی جوجه گوشتی

(D)- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder levels on LDL at 42 days in broilers



(ث) - اثر سطوح پودر میوه کور بر HDL در ۴۲ روزگی جوجه گوشتی

(E)- The effect of *Capparis Spinosa L.* fruit powder levels on HDL at 42 days in broilers

شکل ۳- ارتباط بین سطوح مختلف پودر میوه کور و شاخص‌های بیوشیمیایی خون برای روش مدل کوپیک (Cubic Method) و بردار پشتیبان (SVR Method)
Figure 3- Relationship between different levels of *Capparis Spinosa L.* fruit powder and blood biochemical indices for the Cubic Method and support vector (SVR Method)

مدل‌های گومپرتز، لجستیک سه پارامتری، لویز، ریچاردز، فرانس و فون برتالانی برای مدل‌سازی داده‌های رشد جوجه‌های گوشتی و سویه‌های مرغ تخم‌گذار استفاده کردند و گزارش دادند که مدل ریچاردز برازش بهتر و دقیق‌تری نسبت به سایر مدل‌ها دارد (Kuhi et al., 2003). مدل غیرخطی گومپرتز در جهت برآورد شاخص‌های رشد مانند وزن بدن در یک سن مشخص، حداکثر پاسخ رشد و سرعت رشد جوجه‌های گوشتی مورد استفاده قرار می‌گیرد (Roush et al., 2006). گزارش شده است که برای تخمین شاخص‌های رشد جوجه‌های گوشتی تغذیه‌شده با جیره‌های حاوی سطوح مختلف دانه خلراخام، از مدل ریاضی گومپرتز استفاده شد، جوجه‌های تغذیه‌شده با خلراخام در سنین بالاتر منحنی رشدشان تغییر کرده و در این زمان وزن بالاتری نسبت به جیره حاوی خلراخام حرارت داده‌شده به دست آمد (Amirabadi et al., 2011). گومپرتز مناسب‌ترین مدل برای توصیف تغییر وزن بدن در طول زمان گزارش شد (Topal & Bolukbasi, 2008). همچنین گزارش شده است که شبکه عصبی

محققان زیادی از NLMها برای مطالعه و توصیف منحنی رشد در گونه‌های مختلف طیور از جمله بلدرچین (Narinc et al., 2010)، قرقاول خاکستری (Nahashon et al., 2006)، جوجه گوشتی (Aggrey, 2002; Kuhi et al., 2003; Yang et al., 2006; Ahmadi & Mottaghtalab, 2007; Norris et al., 2007)، اردک (Ahmadi & Golian, 2008; Vitezica et al., 2010)، بوقلمون‌ها (Sengul & Kiraz, 2005; Porter et al., 2010) و شترمرغ (Sabbioni et al., 1999) استفاده کرده‌اند. مهم‌ترین مزیت NLMها، استفاده از نرم‌افزارهای آماری در طراحی توابع ریاضی خاص برای تخمین منحنی رشد و اثرات احتیاجات‌های تغذیه‌ای بر آن است (Sengul & Kiraz, 2005). محققان داده‌های رشد جوجه‌های نر را با استفاده از توابع گومپرتز، لجستیک و فون برتالانی مورد تجزیه و تحلیل قرار دادند و گزارش کردند که گومپرتز مناسب‌ترین مدل گزارش شد (Tzeng & Becker, 1981). از

برای تحلیل رگرسیون برای پیش‌بینی عملکرد رشد جوجه‌های گوشتی معرفی شده‌اند (Ahmad, 2009; Roush et al., 2006). مطالعه‌ای نشان داد که هر دو مدل ^{2}NN و SVR قادر به تخمین مؤثر متغیرهای وابسته در هر دو سویه Cobb و Ross هستند. دقت در پیش‌بینی و همچنین انعطاف‌پذیری مدل‌های ساخته‌شده، نشان‌دهنده تأثیر مواد مغذی بر عملکرد و اجزای مختلف لاشه جوجه‌های گوشتی است (Kamran et al., 2003; Yang et al., 2008). مدل ون‌برتلفی به‌عنوان مناسب‌ترین مدل برای برازش داده‌های مرغ زرد Jinghai با اشاره به R^2 گزارش شده است (Yang et al., 2006). علاوه بر این مدل گومپرتز به‌عنوان مناسب‌ترین مدل مناسب توسط یاکاپوگلو و اتیل (Yakupoglu & Atil, 2001) معرفی شده بود. مدل‌های ریچاردز، لجستیک، وایبول و برودی نیز با موفقیت برای داده‌های رشد بلدرچین ژاپنی برازش داده شده‌اند (Karaman et al., 2013; Raji et al., 2014; Abdallah, 2017). مطالعه‌ای روی بلدرچین نشان دادند که مدل شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل‌های غیرخطی همچون (کلاسیک ریچاردز، گمپرتز و لجستیک) وزن بدن را با دقت بیشتری تخمین خواهند زد (Mirderikvandi et al., 2015). مشاهده شده است که هر دو مدل رگرسیون لجستیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی اغلب در یک سطح عمل می‌کنند و شبکه‌های عصبی انعطاف‌پذیرتر معمولاً در موارد باقی‌مانده از رگرسیون لجستیک بهتر عمل می‌کنند. از سوی دیگر، ماشین‌های بردار پشتیبان، عملکرد قابل مقایسه‌ای را در چند مطالعه روی مجموعه داده‌های پزشکی نشان داده‌اند (Faraji et al., 2020). در آزمایشی جهت مقایسه مدل خطی و شبکه عصبی مصنوعی در جوجه‌های گوشتی گزارش شد که مدل خطی برای پیش‌بینی عملکرد در جوجه‌های گوشتی در مقایسه با مدل شبکه عصبی مصنوعی کارآمدتر بود (Ghazanfari, 2012). محققان دیگری در مقایسه دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و گومپرتز در طی آزمایشی روی جوجه‌های گوشتی گزارش دادند که مدل گومپرتز، وزن بدن را در مقایسه با مدل شبکه عصبی کمتر تخمین می‌زند (Roush et al., 2006). بیان شده است که مدل‌های یادگیری ماشین (SVR) در پیش‌بینی ویژگی‌های لاشه براساس اندازه‌گیری‌های وزن بدن مؤثر هستند. استفاده از مدل ریاضی برای پیش‌بینی وزن ماهیچه سینه و چربی شکم غیرمخرب و کم‌هزینه هستند، بنابراین این روش پتانسیل عمومی‌سازی را دارد (Chen et al., 2023). ماهیچه سینه بیش از نیمی از ماهیچه‌های لاشه طیور و حدود یک چهارم وزن لاشه پرنده را تشکیل می‌دهد و رشد ماهیچه سینه متناسب با افزایش وزن در جوجه‌های گوشتی است (Zuidhof, 2005) که می‌تواند این همبستگی‌های قابل توجه در پیش‌بینی و برازش منحنی رشد پرنده

مصنوعی طراحی شده قادر به یادگیری مناسب روابط بین پارامترهای ورودی و خروجی، پیش‌بینی‌کننده افزایش وزن، مصرف خوراک و ضریب تبدیل خوراک در جوجه‌های گوشتی است و همچنین مقایسه R^2 و RMSE مدل‌ها نشان داد که پیش‌بینی عملکرد با استفاده از ANN¹ بهتر از رگرسیون خطی در جوجه‌های گوشتی است (Ghazanfari, 2014). مدل ANN یک فناوری بسیار پیشرفته و مفید در آزمایش‌های کشاورزی نشان داده شده است. پژوهشگران نشان دادند که محاسبات ANN یک جایگزین موفق برای تحلیل رگرسیون آماری برای پیش‌بینی سطوح اسید آمینه در مواد تشکیل دهنده خوراک است (Cravener & Roush, 1999). سرعت رشد جوجه‌های گوشتی را با مدل‌های گومپرتز و لجستیک ارزیابی و گزارش شد که هر دو مدل نتایج خوبی را نشان دادند، اما مدل گومپرتز بهتر از لجستیک بود، براساس مدل گومپرتز مقادیر R^2 و MSE آماری به‌ترتیب بیشتر و کمتر از مدل دیگر بود (Eleroğlu et al., 2016). به‌طور مشابه در مطالعه دیگری، مدل‌های خطی و غیرخطی (گومپرتز، لجستیک سه پارامتری و ریچاردز) برای توصیف الگوهای رشد جوجه‌های گوشتی مقایسه شد و گزارش گردید که مدل ریچاردز کارایی بالاتری در پیش‌بینی و برازش الگوی رشد جوجه‌های گوشتی داشت (Rizzi et al., 2013). پژوهشگران از مدل گمپرتز برای ارزیابی الگوی رشد وزن بدن، اجزاء لاشه و مصرف خوراک پرندگان استفاده کردند و نتایج نشان داد که مدل گمپرتز در پیش‌بینی وزن بدن جوجه‌های گوشتی صحت و دقت بالایی ($R^2=0.99$) داشت (Wiseman & Lewis, 1998). در پژوهش دیگری رو منحنی رشد جوجه‌های گوشتی، از مدل‌های گومپرتز، فون‌برتالانفی و لجستیک سه پارامتری استفاده شد و کارایی این مدل‌ها مورد مقایسه قرار گرفت، یافته‌ها نشان داد که برای تخمین منحنی رشد جوجه‌های گوشتی راس، مدل گومپرتز مناسب‌تر بود (Mohammed, 2015). اخیراً از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در پیش‌بینی عملکرد حیوانات علاوه بر مدل‌های ریاضی رایج شده است. طراحی و برنامه نویسی ANN مانند مغز انسان عمل می‌کند و توانایی پاسخگویی به ورودی‌های مختلف را از طریق چندین لایه از جمله میلیون‌ها نورون دارد که در نهایت منجر به حل بخش کوچکی از یک مشکل بزرگ می‌شود. یکی از مزیت‌های اصلی استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل‌سازی آماری کلاسیک این است که مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی تنها براساس یک متغیر وابسته قابل انجام است و طراحی انواع مختلف متغیر نیز امکان‌پذیر است. این واقعیت باعث کاهش اتلاف زمان، منابع، برآورد بهتر خطا و تنوع در جمع‌آوری داده‌ها در شرایط مختلف می‌شود (Ahmad, 2009). از سوی دیگر، مدل‌های ANN در بسیاری از سیستم‌های اصلاحی به‌عنوان جایگزینی

این مدل‌ها عمدتاً به سه عامل کیفیت مجموعه داده‌های مورد استفاده در مدل‌سازی، دقت انتخاب پارامترهای مدل قابل تنظیم، معیارهای ارزیابی مورد استفاده برای گزارش نتایج و فرآیند مدل‌سازی بستگی دارد (Dreiseitl & Ohno-Machado, 2002). با این حال، طبق دانش ما اطلاعات کمی در مورد مناسب بودن یا نبود مدل‌های SVR در تغذیه و پرورش حیوانات (به‌ویژه طیور) وجود دارد. پژوهشی در زمینه توانایی مدل‌های SVR برای تخمین ویژگی‌های لاشه جوجه‌های گوشتی تحت تأثیر دریافت مواد مغذی انجام دادند، در آن مطالعه مدل‌های SVR تنها با استفاده از تابع هسته RBF توسعه یافت و نشان داده شد که بردارهای پشتیبانی به‌عنوان جایگزینی ممکن برای مدل‌های NN می‌تواند در نظر گرفته شود (Faridi et al., 2011).

نتیجه‌گیری کلی

نتایج مطالعه حاضر نشان می‌دهد که هر دو مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی و مدل خطی درجه سوم گزینه‌های مفیدی برای پیش‌بینی عملکرد رشد، اجزاء لاشه و شاخص‌های بیوشیمیایی خون جوجه‌های گوشتی هستند. با این حال، ممکن است که پیش‌بینی رضایت‌بخش‌تری از طریق مدل‌های رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی در مقایسه با مدل خطی درجه سوم حاصل شود. نتایج نشان داد که ابزارهای یادگیری ماشین (مدل‌های رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی SVR) می‌توانند برای ساخت مدل‌های پیش‌بینی بسیار مؤثرتر مورد استفاده قرار گیرند و ممکن است به‌عنوان یک گزینه جایگزین برای مدل خطی درجه سوم عمل کنند. استفاده از مدل‌های رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی یک راه بالقوه برای نمایش سیستم‌های غیرخطی و پشتیبان تحلیل‌های پیشرفته را در اختیار قرار می‌دهد. علاوه بر این، در این تحقیق مدل‌های رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی که هنوز به‌طور رسمی برای پیش‌بینی صفات طیور استفاده نشده است مورد بررسی قرار گرفت. همچنین براساس نتایج این تحقیق، این مدل توانایی استفاده در سایر زمینه‌های پرورش طیور به‌دلیل صرفه‌جویی در زمان و هزینه را می‌تواند داشته باشد، اگرچه ارزیابی مجدد این رویکرد پیشرفته در در مطالعات آتی پیشنهاد می‌شود.

مؤثر باشد. وزن بدن و ماهیچه سینه می‌تواند پیش‌بینی‌کننده‌های عالی برای وزن ماهیچه سینه در طی پرورش انتخابی باشند. علاوه بر این همبستگی ژنتیکی قابل توجهی بین ضخامت ماهیچه سینه و وزن ماهیچه سینه وجود داشت (Scheuermann et al., 2003; Case et al., 2012). با این حال، مشاهده شده است که رشد ماهیچه سینه‌ای ماژور و مینور متناسب با وزن زنده پرندگان افزایش یافت (Zuidhof, 2005). از طرفی تقاضای فزاینده بازار برای گوشت سفید، تولیدکنندگان و پرورش‌دهندگان جوجه گوشتی را ناگزیر نموده است تا بر انتخاب در جهت افزایش درصد گوشت ماهیچه سینه تمرکز بیشتری کنند (Brake et al., 1993; Pollock, 1997) که در نتیجه جوجه‌هایی با ماهیچه سینه سنگین‌تر نسبت به چند سال پیش تولید می‌شوند. یکی از دلایل وزن سنگین‌تر جوجه‌های گوشتی امروزی، عملکرد رشد بالاتر عضله سینه است و پرندگان سنگین‌تر، دارای عضله سینه بزرگتر و سنگین‌تری هستند (Frischknecht & Jull, 1946; Marks, 1995; Hunton, 1995). از نظر ماهیچه سینه، می‌توان از جدول ۴ مشاهده کرد که مدل رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی (SVR) R^2 بالاتر و MAE_2 کمتری نسبت به مدل خطی درجه سوم (CRM) داشت. این نشان می‌دهد که نتایج پیش‌بینی مدل SVR دقیق و قابل اعتماد است، مشکل بیش از حد برازش وجود ندارد و پتانسیل کاربردی دارد. دلیل پایین بودن مدل ANN نسبت به SVR ممکن است این باشد که مجموعه داده‌ها کوچک است و تقسیم مجموعه داده به مجموعه آزمایشی باعث کاهش بیشتر داده‌ها می‌شود که ممکن است محدودیت‌هایی برای تجزیه و تحلیل مدل ANN ایجاد کند که با این مطالعه هم‌خوانی داشت (Ekiz et al., 2020). معمولاً مدل‌های مبتنی بر ANN عملکرد قابل مقایسه با مدل‌های SVR در داده‌های آزمایشی را نشان می‌دهند. با این حال، به دلیل قابلیت تعمیم کمتر مدل‌های ANN، خطای پیش‌بینی آن در داده‌های جدید افزایش می‌یابد (Kim, 2003). به این دلیل است که در طول آزمایش، مدل‌های ANN ممکن است در حداقل‌های موضعی به کار گرفته شود (Javed et al., 2007). از سوی دیگر، قابلیت تعمیم بالاتر مدل‌های SVR آن‌ها را قادر می‌سازد تا در مجموعه‌های آزمایشی به‌خوبی عمل کنند (Vapnik, 1995). به نظر می‌رسد که مدل‌های SVR برای غلبه بر برخی از اشکالات مدل‌های NN توسعه یافته‌اند. با این حال، کیفیت نتایج به‌دست‌آمده با استفاده از

References

1. Abdel-Razek, N., El-Sabbagh, N., Khalil, R. H., & Abdel-Tawwab, M. (2023). Prophylactic effects of dietary caper (*Capparis spinosa*) extracts on the control of *Streptococcus agalactiae* infection, growth, immune-antioxidant, and inflammation cytokine responses of Nile tilapia fingerlings. *Fish & Shellfish Immunology*, 142, 109126. <https://doi.org/10.1016/j.fsi.2023.109126>

2. Asadolahi, M., Akbari, M. G., Hesamian, G., & Arefi, M. (2021). A robust support vector regression with exact predictors and fuzzy responses. *International Journal of Approximate Reasoning*, 132, 206-225. <https://doi.org/10.1016/j.ijar.2021.02.006>
3. AOAC. (2005). Association Official Methods of Analysis. 18th Ed. AOAC International, Gaithersburg, MD.
4. Amirabadi, Z., Farhangfar, H., Riasi, A., & Janmohammadi, H. (2011). Evaluation of growth parameters of Ross broiler chickens fed with different levels of raw or heated grass pea using gompertz model. *Journal of Animal Science Research*, 21(1), 105-115.
5. Akinsola, O. M., Sonaiya, E. B., Bamidele, O., Hassan, W. A., Yakubu, A., Ajayi, F. O., & Adebambo, O. A. (2021). Comparison of five mathematical models that describe growth in tropically adapted dual-purpose breeds of chicken. *Journal of Applied Animal Research*, 49(1), 158-166. <https://doi.org/10.1080/09712119.2021.1915792>
6. Aliyazicioglu, R., Eyupoglu, O. E., Sahin, H., Yildiz, O., & Baltas, N. (2013). Phenolic components, antioxidant activity, and mineral analysis of *Capparis spinosa* L. *African Journal of Biotechnology*, 12(47), 6643-6649. <https://doi.org/10.5897/AJB2013.13241>
7. Ahmadi, H., & Golian, A. (2008). Non-linear hyperbolic growth models for describing growth curve in classical strain of broiler chicken. *Research Journal of Biological Sciences*, 3, 1300-1304.
8. Ahmadi, H., & Mottaghtalab, M. (2007). Hyperbolic models as a new powerful tool to describe broiler growth kinetics. *Poultry Science*, 86(11), 2461-2465. <https://doi.org/10.3382/ps.2007-00086>
9. Ahmad, H. A. (2009). Poultry growth modeling using neural networks and simulated data. *Journal of Applied Poultry Research*, 18(3), 440-446. <https://doi.org/10.3382/japr.2008-00064>
10. Aggrey, S. E. (2002). Comparison of three nonlinear and spline regression models for describing chicken growth curves. *Poultry Science*, 81(12), 1782-1788. <https://doi.org/10.1093/ps/81.12.1782>
11. Aggrey, S. E. (2009). Logistic nonlinear mixed effects model for estimating growth parameters. *Poultry Science*, 88(2), 276-280. <https://doi.org/10.3382/ps.2008-00317>
12. Abdallah, F. D. (2017). Using nonlinear models to describe body weight growth curves in three different lines of Japanese quail. *Alexandria Journal of Veterinary Sciences*, 52(1):81. <https://doi.org/10.5455/ajvs.248866>
13. Bani Saadat, H., Vaez Torshizi, R., Masoudi, A. A., Ehsani, A., & Shahinfar, S. (2024). Identificación of genes affecting growth traits in broiler chickens using linear regression and machine learning methods. *Iranian Journal of animal Science*, 55(3), 583-602. (In Persian). <https://doi.org/10.22059/ijas.2023.363825.653963>
14. Emraei, Abdanan, M., & Salari. (2017). A system for estimating the weight of broiler chickens individually using image processing and multiple regression analysis. *Iranian Biosystems Engineering*, 47(4), 623-615. (In Persian).
15. Benzidane, N., Aichour, R., Guettaf, S., Laadel, N., Khennouf, S., Baghiani, A., & Arrar, L. (2020). Chemical investigation, the antibacterial and antifungal activity of different parts of *Capparis spinosa* extracts. *Journal of Drug Delivery and Therapeutics*, 10(5), 118-125. <https://doi.org/10.22270/jddt.v10i5.4388>
16. Bonina, F., Puglia, C., Ventura, D., Aquino, R., Tortora, S., Sacchi, A., Saija, A., Tomaino, A., Pellegrino, M. L., & de Capariis, P. (2002). *In vitro* antioxidant and *in vivo* photoprotective effects of a lyophilized extract of *Capparis spinosa* L. buds. *Journal of Cosmetic Science*, 53(6), 321-336.
17. Brake, J., Havenstein, G. B., Scheideler, S. E., Ferket, P. R., & Rives, D. V. (1993). Relationship of sex, age, and body weight to broiler carcass yield and offal production. *Poultry Science*, 72(6), 1137-1145. <https://doi.org/10.3382/ps.0721137>
18. Cronquist, A. (1981). An integrated system of classification of flowering plants (Vol. 1262). Columbia University Press, New York. 1262 pp.
19. Castro Ramos, R. D., & Nosti Vega, M. (1987). The caper (*Capparis spinosa* L.). *Grasas y Aceites (Spain)*, 38(3), 173- 175.
20. Choudhary, R. S., Vaishnav, J. K., & Nehra, R. (2005). Effect of replacing maize by mesquite pods (*Prosopis juliflora*) on the performance of broilers. *Indian Journal of Poultry Science*, 40(2), 124-127.
21. Chen, J. T., He, P. G., Jiang, J. S., Yang, Y. F., Wang, S. Y., Pan, C. H., Zeng, L., He, Y. F., Chen, Z. H., Lin, H. J., & Pan, J. M. (2023). In vivo prediction of abdominal fat and breast muscle in broiler chicken using live body measurements based on machine learning. *Poultry Science*, 102(1), 102239. <https://doi.org/10.1016/j.psj.2022.102239>
22. Case, L. A., Wood, B. J., & Miller, S. P. (2012). The investigation of ultrasound technology to measure breast muscle depth as a correlated trait to breast meat yield in turkey (*Meleagris gallopavo*). *Journal of Animal Science*, 90(10), 3410-3417. <https://doi.org/10.2527/jas.2011-4822>
23. Cao, Y. L., Li, X., & Zheng, M. (2010). *Capparis spinosa* protects against oxidative stress in systemic sclerosis dermal fibroblasts. *Archives of Dermatological Research*, 302, 349-355. <https://doi.org/10.1007/s00403-009-0998-7>
24. Cravener, T. L., & Roush, W. B. (1999). Improving neural network prediction of amino acid levels in feed ingredients. *Poultry Science*, 78(7), 983-991. <https://doi.org/10.1093/ps/78.7.983>

25. Deminici, R. G. D. S., Meneghetti, C., de Oliveira, E. B., Garcia Júnior, A. A. P., Farias Filho, R. V., & Deminici, B. B. (2021). Systematic review of the use of phytobiotics in broiler nutrition. *Revista de Ciências Agroveterinárias*, 20(1), 098-106. <https://doi.org/10.5965/223811712012021098>
26. De Los Campos, G. U. S. T. A. V. O., Gianola, D., Rosa, G. J., Weigel, K. A., & Crossa, J. (2010). Semi-parametric genomic-enabled prediction of genetic values using reproducing kernel Hilbert spaces methods. *Genetics Research*, 92(4), 295-308. <https://doi.org/10.1017/S0016672310000285>
27. Dreiseitl, S., & Ohno-Machado, L. (2002). Logistic regression and artificial neural network classification models: A methodology review. *Journal of Biomedical Informatics*, 35(5-6), 352-359. [https://doi.org/10.1016/S1532-0464\(03\)00034-0](https://doi.org/10.1016/S1532-0464(03)00034-0)
28. Drumond, E. S. C., Gonçalves, F. M., Veloso, R. D. C., Amaral, J. M., Balotin, L. V., Pires, A. V., & Moreira, J. (2013). Curvas de crescimento para codornas de corte. *Ciência Rural*, 43, 1872-1877. <https://doi.org/10.1590/S0103-84782013001000023>
29. Eleroğlu, H., Bircan, H., Yıldırım, A., & Kılıç, F. (2016). Comparison of growth curve using some nonlinear models in broiler production. *Journal of Poultry Research*, 13(2), 12-16.
30. Eddouks, M., Lemhadri, A., & Michel, J. B. (2004). Caraway and caper: Potential anti-hyperglycaemic plants in diabetic rats. *Journal of Ethnopharmacology*, 94(1), 143-148. <https://doi.org/10.1016/j.jep.2004.05.006>
31. Eddouks, M., Lemhadri, A., & Michel, J. B. (2005). Hypolipidemic activity of aqueous extract of *Capparis spinosa* L. in normal and diabetic rats. *Journal of Ethnopharmacology*, 98(3), 345-350. <https://doi.org/10.1016/j.jep.2005.01.053>
32. Ekiz, B., Baygul, O., Yalcintan, H., & Ozcan, M. (2020). Comparison of the decision tree, artificial neural network and multiple regression methods for prediction of carcass tissues composition of goat kids. *Meat Science*, 161, 108011. <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2019.108011>
33. Faridi, A., Sakomura, N. K., Golian, A., & Marcato, S. M. (2012). Predicting body and carcass characteristics of 2 broiler chicken strains using support vector regression and neural network models. *Poultry Science*, 91(12), 3286-3294. <https://doi.org/10.3382/ps.2012-02491>
34. Faridi, A., Mottaghitab, M., Darmani-Kuhi, H., France, J., & Ahmadi, H. (2011). Predicting carcass energy content and composition in broilers using the group method of data handling-type neural networks. *The Journal of Agricultural Science*, 149(2), 249-254. <https://doi.org/10.1017/S002185961000105>
35. Frischknecht, C. O., & Jull, M. A. (1946). Amount of breast meat and live and dressed grades in relation to body measurements in 12-week old purebred and crossbred chickens. *Poultry Science*, 25(4), 330-345. <https://doi.org/10.3382/ps.0250330>
36. Freitas, A. R. D. (2005). Curvas de crescimento na produção animal. *Revista Brasileira de Zootecnia*, 34, 786-795. <https://doi.org/10.1590/S1516-35982005000300010>
37. Faraji Gavgani, L., Sarbakhsh, P., Asghari Jafarabadi, M., Shamshirgaran, S. M., & Jahangiry, L. (2020). Using support vector machine in diagnosing functional limitation in diabetic patients in northwest Iran in 2017: A descriptive study. *Scientific Journal of Rafsanjan University of Medical Sciences*, 18(12), 1270-1286. (In Persian).
38. Gholami-Ahangaran, M., Moravvej, A. H., Safizadeh, Z., Nogoorani, V. S., Zokaei, M., & Ghasemian, S. O. (2021). The evaluation of ESBL genes and antibiotic resistance rate in *Escherichia coli* strains isolated from meat and intestinal contents of turkey in Isfahan, Iran. *Iranian Journal of Veterinary Research*, 22(4), 318-325. (In Persian with English abstract). <https://doi.org/10.22099/ijvr.2021.39493.5737>
39. Ghasemian, S. O., Gholami-Ahangaran, M., Pourmahdi, O., & Ahmadi-Dastgerdi, A. (2022). Dietary supplementation of protexin and artichoke extract for modulating growth performance and oxidative stress in broilers. *Ankara Üniversitesi Veteriner Fakültesi Dergisi*, 69(3), 281-288. <https://doi.org/10.33988/auvfd.833094>
40. Gianguzzi, V., Inglese, P., Barone, E., & Sottile, F. (2019). In vitro regeneration of *Capparis spinosa* L. by using a temporary immersion system. *Plants*, 8(6), 177. <https://doi.org/10.3390/plants8060177>
41. Gianola, D., Fernando, R. L., & Stella, A. (2006). Genomic-assisted prediction of genetic value with semiparametric procedures. *Genetics*, 173(3), 1761-1776. <https://doi.org/10.1534/genetics.105.049510>
42. Gianola, D., & Van Kaam, J. B. (2008). Reproducing kernel Hilbert spaces regression methods for genomic assisted prediction of quantitative traits. *Genetics*, 178(4), 2289-2303. <https://doi.org/10.1534/genetics.107.084285>
43. Gompertz, B. (1825). XXIV. On the nature of the function expressive of the law of human mortality, and on a new mode of determining the value of life contingencies. In a letter to Francis Bailey, Esq. FRS &c. *Philosophical*

- Transactions of the Royal Society of London*, 115, 513-583. <https://doi.org/10.1098/rstl.1825.0026>
44. Ghazanfari, S. (2012). Application of linear model and artificial neural network to predict growth performance in broilers. *Fifth Iranian Congress of Animal Sciences, Isfahan University of Technology*, 1417–1421. (In Persian).
45. Ghazanfari, S. (2014). Application of linear regression and artificial neural network for broiler chicken growth performance prediction. *Iranian Journal of Applied Animal Science*, 4(3), 411–416.
46. Hunton, P. (Ed.). (1995). *Poultry production: Production system approach*. Amsterdam, the Netherlands: Elsevier Science Publishers. ISBN: 0444889655, 9780444889652.
47. Isagaliyev, M., Abakumov, E., Turdaliev, A., Obidov, M., Khaydarov, M., Abdukhakimova, K., Shermatov, T., & Musaev, I. (2022). *Capparis spinosa* L. cenopopulation and biogeochemistry in South Uzbekistan. *Plants*, 11(13), Article 1628. <https://doi.org/10.3390/plants11131628> [conversation_history].
48. Izenman, A. J. (2008). *Modern multivariate statistical techniques* (Vol. 1, pp. xxv + 733). New York, NY, USA: Springer.
49. Javed, S. G., Khan, A., Majid, A., Mirza, A. M., & Bashir, J. (2007). Lattice constant prediction of orthorhombic ABO₃ perovskites using support vector machines. *Computational Materials Science*, 39(3), 627-634. <https://doi.org/10.1016/j.commatsci.2006.08.015>
50. Kalantari, H., Forouzandeh, H., Khodayar, M. J., Siahpoosh, A., Saki, N., & Kheradmand, P. (2018). Antioxidant and hepatoprotective effects of *Capparis spinosa* L. fractions and Quercetin on tert-butyl hydroperoxide-induced acute liver damage in mice. *Journal of Traditional and Complementary Medicine*, 8(1), 120-127. <https://doi.org/10.1016/j.jtcme.2017.04.010>
51. Kalinowski, A., Moran Jr, E. T., & Wyatt, C. L. (2003). Methionine and cystine requirements of slow-and fast-feathering broiler males from three to six weeks of age. *Poultry Science*, 82(9), 1428-1437. <https://doi.org/10.1093/ps/82.9.1428>
52. Kuhi, H. D., Kebreab, E., Lopez, S., & France, J. (2003). An evaluation of different growth functions for describing the profile of live weight with time (age) in meat and egg strains of chicken. *Poultry Science*, 82(10), 1536-1543. <https://doi.org/10.1093/ps/82.10.1536>
53. Kim, K. J. (2003). Financial time series forecasting using support vector machines. *Neurocomputing*, 55(1-2), 307-319. [https://doi.org/10.1016/S0925-2312\(03\)00372-2](https://doi.org/10.1016/S0925-2312(03)00372-2)
54. Karaman, E., Narinc, D., Firat, M. Z., & Aksoy, T. (2013). Nonlinear mixed effects modeling of growth in Japanese quail. *Poultry Science*, 92(7), 1942-1948. <https://doi.org/10.3382/ps.2012-02896>
55. Kheirabadi, K., & Rashidi, A. (2019). Modelling and genetic evaluation of Markhoz goat growth curve parameters. *Small Ruminant Research*, 170, 43-50. <https://doi.org/10.1016/j.smallrumres.2018.11.017>
56. Kamran, Z., Sarwar, M., Nisa, M., Nadeem, M. A., Mahmood, S., Babar, M. E., & Ahmed, S. (2008). Effect of low-protein diets having constant energy-to-protein ratio on performance and carcass characteristics of broiler chickens from one to thirty-five days of age. *Poultry Science*, 87(3), 468-474. <https://doi.org/10.3382/ps.2007-00180>
57. Kum, D., Karakus, K., & Ozdemir, T. (2010). The best non-linear function for body weight at early phase of Norduz female lambs. *Trakia Journal of Sciences*, 8(2), 62–67.
58. Mohammadi Gheisar, M., & Kim, I. H. (2018). Phytobiotics in poultry and swine nutrition—a review. *Italian Journal of Animal Science*, 17(1), 92-99. <https://doi.org/10.1080/1828051X.2017.1350120>
59. Mazandarani, M., Borhani, G., & Fathiazad, F. (2014) Phytochemical analysis, antioxidant activity and ecological requirements of *Capparis spinosa* L. in Golestan and Semnan province (North of Iran). *Journal Medicinal Plant by Products*, 1, 21–26. <https://doi.org/10.3390/mu10020116>
60. Matthäus, B., & Özcan, M. (2002). Glucosinolate composition of young shoots and flower buds of capers (*Capparis* species) growing wild in Turkey. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 50(25), 7323-7325. <https://doi.org/10.1021/jf020530>
61. Moufid, A., Farid, O., & Eddouks M. (2015) Pharmacological properties of *Capparis spinosa* Linn. *International Journal of Diabetology & Vascular Disease Research*, 3(5), 99-104. <https://doi.org/10.19070/2328-353X-1500020>
62. Michalczyk, M., Damaziak, K., & Goryl, A. (2016). Sigmoid models for the growth curves in medium-growing meat type chickens, raised under semi-confined conditions. *Annals of Animal Science*, 16(1), 65-77. <https://doi.org/10.1515/aoas-2015-006>
63. Mohammed, F. A. (2015). Comparison of three nonlinear functions for describing chicken growth curves. *Scientia Agriculturae*, 9(3), 120-123.

64. Mota, L. F. M., Alcântara, D. C., Abreu, L. R. A., Costa, L. S., Pires, A. V., Bonafé, C. M., Silva, T. R. F., & Pinheiro, S. R. F. (2015). Crescimento de codornas de diferentes grupos genéticos por meio de modelos não lineares. *Arquivo Brasileiro de Medicina Veterinária e Zootecnia*, 67(5), 1372-1380. <https://doi.org/10.1590/1678-4162-7534>
65. Mirderikvandi, M., Masoudi, A., Azarfar, A., & Kiani, A. (2015). Comparison of Gompertz and artificial neural network models of broiler growth received Artichoke extract in their drinking water. *Iranian Journal of Animal Science*, 46(1), 9-16. (In Persian with English abstract). <https://doi.org/10.22059/ijas.2015.54586>
66. Mazucheli, J., Souza, R. D., & Philippsen, A. S. (2011). Modelo de crescimento de Gompertz Na presença de erros normais heterocedásticos: um estudo de caso. *Revista Brasileira de Biometria*, 29(1), 91-101.
67. Marks, H. L. (1995). Genetics of growth and development. *World Animal Science, Poultry Production, Amsterdam, Elsevier*, p. 170-182.
68. Nandi, S., Badhe, Y., Lonari, J., Sridevi, U., Rao, B. S., Tambe, S. S., & Kulkarni, B. D. (2004). Hybrid process modeling and optimization strategies integrating neural networks/support vector regression and genetic algorithms: Study of benzene isopropylation on Hbeta catalyst. *Chemical Engineering Journal*, 97(2-3), 115-129. [https://doi.org/10.1016/S1385-8947\(03\)00150-5](https://doi.org/10.1016/S1385-8947(03)00150-5)
69. Nariņ, D., Nariņ, N. Ō., & Aygün, A. (2017). Growth curve analyses in poultry science. *World's Poultry Science Journal*, 73(2), 395-408. <https://doi.org/10.1017/S0043933916001082>
70. Nahashon, S. N., Aggrey, S. E., Adefope, N. A., Amenyenun, A., & Wright, D. (2006). Growth characteristics of pearl gray guinea fowl as predicted by the Richards, Gompertz, and logistic models. *Poultry Science*, 85(2), 359-363. <https://doi.org/10.1093/ps/85.2.359>
71. Norris, D., Ngambi, J. W., Benyi, K., Makgahlele, M. L., Shimelis, H. A., & Nesamvuni, E. A. (2007). Analysis of growth curves of indigenous male Venda and Naked Neck chickens. *South African Journal of Animal Science*, 37(1), 21-26. <https://doi.org/10.4314/sajas.v37i1.4021>
72. Narushin, V. G., & Takma, C. (2003). Sigmoid model for the evaluation of growth and production curves in laying hens. *Biosystems Engineering*, 84(3), 343-348. [https://doi.org/10.1016/S1537-5110\(02\)00286-6](https://doi.org/10.1016/S1537-5110(02)00286-6)
73. Narinc, D., Karaman, E., Firat, M. Z., & Aksoy, T. (2010). Comparison of non-linear growth models to describe the growth in Japanese quail. *Journal of Animal and Veterinary Advances*, 9(14), 1961-1966.
74. Petanidou, T., Van Laere, A. J., & Smets, E. (1996). Change in floral nectar components from fresh to senescent flowers of *Capparis spinosa* (Capparidaceae), a nocturnally flowering Mediterranean shrub. *Plant Systematics and Evolution*, 199, 79-92.
75. Pollock, D. L. (1997). Maximizing yield. *Poultry Science*, 76(8), 1131-1133. <https://doi.org/10.1093/ps/76.8.1131>
76. Pinzón, L. J. C., Betancourt, L. L. L., & Afanador, T. G. (2022). Use of mathematical models in the analysis of growth and commercial performance of brown layers. *Brazilian Journal of Poultry Science*, 24(01), eRBCA-2021. <https://doi.org/10.1590/1806-9061-2021-1478>
77. Porter, T., Kebreab, E., Kuhl, H. D., López, S., Strathe, A. B., & France, J. (2010). Flexible alternatives to the Gompertz equation for describing growth with age in Turkey hens. *Poultry Science*, 89(2), 371-378. <https://doi.org/10.3382/ps.2009-00141>
78. Rahimi, E., Hormozipour, H., Ahangaran, M. G., & Yazdi, F. (2012). Prevalence of *Arcobacter* species on chicken carcasses during processing in Iran. *Journal of Applied Poultry Research*, 21(2), 407-412. <https://doi.org/10.3382/japr.2011-00494>
79. Raji, A. O., Alade, N. K., & Duwa, H. (2014). Estimation of model parameters of the Japanese quail growth curve using Gompertz model. *Archivos de Zootecnia*, 63(243), 429-435.
80. Roush, W. B., Dozier 3rd, W. A., & Branton, S. L. (2006). Comparison of Gompertz and neural network models of broiler growth. *Poultry Science*, 85(4), 794-797. <https://doi.org/10.1093/ps/85.4.794>
81. Rizzi, C., Contiero, B., & Cassandro, M. (2013). Growth patterns of Italian local chicken populations. *Poultry Science*, 92(8), 2226-2235. <https://doi.org/10.3382/ps.2012-02825>
82. Sabbioni, A., Superchi, P., Bonomi, A., Summer, A., & Boidi, G. (1999). Growth curves of intensively reared ostriches (*Struthio camelus*) in Northern Italy. In *Proceedings of the Annual Meeting of the European Association for Animal Production* (Vol. 5, p. 143).
83. Sahragard, Z., Hosseini-Vashan, S. J., Naimipour-Younesi, H., & Farhangfar, S. H. (2025). Investigating the effect of tomato pomace on growth performance and some blood indices of broiler chickens by meta-analysis method. *Iranian Journal of Animal Science Research*, 16(4), 487-499. (in Persian with English abstract).

- <http://doi.org/10.22067/ijasr.2024.86068.1187>
84. Scheuermann, G. N., Bilgili, S. F., Hess, J. B., & Mulvaney, D. R. (2003). Breast muscle development in commercial broiler chickens. *Poultry Science*, 82(10), 1648-1658. <https://doi.org/10.1093/ps/82.10.1648>
 85. Sengul T & Kiraz S. (2005). Non-linear models of growth curves in large white Turkeys. *Journal of Veterinary and Animal Science*, 29, 331-337.
 86. Sterling, K. G., Bell, D. D., Pesti, G. M., & Aggrey, S. E. (2003). Relationships among strain, performance, and environmental temperature in commercial laying hens. *Journal of Applied Poultry Research*, 12(1), 85-91. <https://doi.org/10.1093/japr/12.1.85>
 87. Sun, Y., Yang, T., & Wang, C. (2023). *Capparis spinosa* L. as a potential source of nutrition and its health benefits in foods: A comprehensive review of its phytochemistry, bioactivities, safety, and application. *Food Chemistry*, 409, 135258. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2022.135258>
 88. Suykens, J. A., De Brabanter, J., Lukas, L., & Vandewalle, J. (2002). Weighted least squares support vector machines: robustness and sparse approximation. *Neurocomputing*, 48(1-4), 85-105. [https://doi.org/10.1016/S0925-2312\(01\)00644-0](https://doi.org/10.1016/S0925-2312(01)00644-0)
 89. Tlili, N., Mejri, H., Anouer, F., Saadaoui, E., Khaldi, A., & Nasri, N. (2015). Phenolic profile and antioxidant activity of *Capparis spinosa* seeds harvested from different wild habitats. *Industrial Crops and Products*, 76, 930-935. <https://doi.org/10.1016/j.indcrop.2015.07.040>
 90. Tompić, T., Dobša, J., Legen, S., Tompić, N., & Medić, H. (2011). Modeling the growth pattern of in-season and off-season Ross 308 broiler breeder flocks. *Poultry Science*, 90(12), 2879-2887. <https://doi.org/10.3382/ps.2010-01301>
 91. Topal, M., & Bolukbasi, Ş. C. (2008). Comparison of nonlinear growth curve models in broiler chickens. *Journal of Applied Animal Research*, 34(2), 149-152. <https://doi.org/10.1080/09712119.2008.9706960>
 92. Tzeng, R. Y., & Becker, W. A. (1981). Growth patterns of body and abdominal fat weights in male broiler chickens. *Poultry Science*, 60(6), 1101-1106. <https://doi.org/10.3382/ps.0601101>
 93. Vapnik, V. (2013). The nature of statistical learning theory (2nd Ed.). New York, NY: Springer Science & Business Media.
 94. Vitezica, Z. G., Marie-Etancelin, C., Bernadet, M. D., Fernandez, X., & Robert-Granié, C. (2010). Comparison of nonlinear and spline regression models for describing mule duck growth curves. *Poultry Science*, 89(8), 1778-1784. <https://doi.org/10.3382/ps.2009-00581>
 95. Vapnik, V., Golowich, S. E., & Smola, A. J. (1996). Support vector method for function approximation, regression estimation and signal processing. In M. C. Mozer, M. I. Jordan & T. Petsche (Eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems* (Vol. 9, pp. 281-287). Cambridge, MA: MIT Press.
 96. Wiseman, J., & Lewis, C. E. (1998). Influence of dietary energy and nutrient concentration on the growth of body weight and of carcass components of broiler chickens. *The Journal of Agricultural Science*, 131(3), 361-371. <https://doi.org/10.1017/S0021859698005851>
 97. Yadav, A. S., Gautham Kolluri, G. K., Marappan Gopi, M. G., Kumaragurubaran Karthik, K. K., Malik, Y. S., & Kuldeep Dhama, K. D. (2016). Exploring alternatives to antibiotics as health promoting agents in poultry-a review. *Journal of Experimental Biology and Agricultural Sciences*, 4(3S), 368-383. <https://doi.org/10.1017/S0021859698005851>
 98. Yakupoglu, Ç. & Atil, H. (2001). Comparison of growth curve models on broilers II. Comparison of models. *Journal of Biological Sciences*, 1(7), 682-684. <https://doi.org/10.3923/jbs.2001.682.684>
 99. Yang, Y., Mekki, D. M., Lv, S. J., Wang, L. Y., Yu, J. H., & Wang, J. Y. (2006). Analysis of fitting growth models in Jinghai mixed-sex yellow chicken. *International Journal of Poultry Science*, 5(6), 517-521. <https://doi.org/10.3923/ijps.2006.517.521>
 100. Yaghobfar, A., Hosseini-Vashan, S.J., Golian, A. Nassiri, M.R. & Raji, R. (2011). Evaluation of turmeric powder in diets-based soybean oil on performance, energy and protein efficiency ratio and immune system of broiler chicks. Researches of the first International Conference, Babylon and Razi Universities, Babylon, Iraq.
 101. Zarei, M., Seyedi, N., Maghsoudi, S., Nejad, M. S., & Sheibani, H. (2021). Green synthesis of Ag nanoparticles on the modified graphene oxide using *Capparis Spinosa* fruit extract for catalytic reduction of organic dyes. *Inorganic Chemistry Communications*, 123, 108327. <https://doi.org/10.1016/j.inoche.2020.108327>
 102. Zuidhof, M. J. (2005). Mathematical characterization of broiler carcass yield dynamics. *Poultry Science*, 84(7), 1108-1122. <https://doi.org/10.1093/ps/84.7.1108>