

امکان‌سنجی استفاده از مدل‌های مختلف پیش‌بینی کننده در تخمین جرم دانه‌ی پسته و تعیین مناسب‌ترین مدل

محسن مختاریان^{۱*} و فاطمه کوشکی^۲

تاریخ دریافت: ۹۰/۶/۲۱ تاریخ پذیرش: ۹۱/۱/۶

^۱ دانش‌آموخته‌ی کارشناسی ارشد علوم و صنایع غذایی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد سبزوار، باشگاه پژوهشگران جوان، سبزوار، ایران

^۲ دانش‌آموخته‌ی کارشناسی علوم و صنایع غذایی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد سبزوار

*مسئول مکاتبه: E-mail: mokhtarian.mo@gmail.com

چکیده

شناخت خواص فیزیکی مغز پسته در فرآیندهای انتقال، خشک کردن، درجه بندی، جداسازی فرآوری و ذخیره این محصول ارزشمند نقش اساسی ایفاء می‌کند. در این مطالعه به منظور پیش‌بینی جرم دانه‌ی پسته از ابزارهای مختلف پیش‌بینی کننده شامل شبکه‌ی عصبی مصنوعی، ژنتیک الگوریتم، سطح پاسخ و رگرسیون خطی استفاده گردید. نتایج نشان داد که کلیه‌ی مدل‌ها از دقت بالایی در تخمین وزن دانه‌ی پسته برخوردار بوده به طوری که مدل‌های شبکه‌ی عصبی پرسپترون، شبکه تابع پایه‌ی شعاعی، روش رگرسیون خطی، روش رگرسیون خطی-ژنتیک الگوریتم و روش سطح پاسخ-شبکه‌ی عصبی قادر بودند جرم دانه‌ی پسته را به ترتیب با ضرایب تبیین ۰/۹۹۴۹، ۰/۹۱۴، ۰/۹۸۶، ۰/۹۹۵ و ۰/۹۴۵ پیش‌بینی نمایند. به طوری کلی مقایسه مدل‌های مورد بررسی نشان داد که مدل ترکیبی رگرسیون-الگوریتم ژنتیک با ضریب تبیین ۰/۹۹۵ بالاترین دقت را داشت.

واژه‌های کلیدی: خواص فیزیکی، الگوریتم ژنتیک، شبکه عصبی، روش شناسی سطح پاسخ

Possibility of using different predictive models to estimate pistachio seed mass and determine suitable model

M Mokhtarian^{1*} and F Koushki²

Received: September 12, 2011 Accepted: March 25, 2012

¹MSc Graduated Student, Department of Food Science and Technology, Young Researchers Club, Islamic Azad University, Sabzevar Branch, Sabzevar, Iran

²BSc Graduated Student, Department of Food Science and Technology, Islamic Azad University, Sabzevar Branch, Sabzevar, Iran

*Corresponding author: E-mail: mokhtarian.mo@gmail.com

Abstract

Understanding the physical properties of pistachio kernel are necessary for the proper design of equipments for handling, transporting, processing, drying, sorting, grading and storage this crop. In this study, different predictive tools include artificial neural network, genetic algorithm, response surface and liner regression were used to predict mass of pistachio seed. Result demonstrated that all models have a high degree of accuracy to estimate mass of pistachio seed, so that, models of perseptron neural network, radial basis function, linear regression, linear regression coupled with genetic algorithm and response surface conjugated with neural network were able to predict pistachio seed mass with R^2 value 0.9949, 0.914, 0.986, 0.995 and 0.945, respectively. Generally, comparison of the models showed that synthetic model of linear regression-genetic algorithm with R^2 value equal 0.995 has the highest accuracy.

Keywords: Physical properties, Genetic algorithm, Neural network, Response surface methodology

بخش عمده‌ای از تولید پسته ایران به خارج صادر می‌گردد که از نظر اقتصادی، منبع مهمی جهت کسب درآمدهای ارزی محسوب می‌شود. بنابراین با توجه به جایگاه ویژه‌ی این محصول در اقتصاد کشور، دانستن خواص فیزیکی این محصول به منظور تسهیل عملیات فراوری دارای اهمیت می‌باشد. تعیین خواص ثقلی و هندسی غلات در طراحی تجهیزات برداشت، حمل و فرآوری و محاسبات ظرفیت سیلوهای ذخیره‌سازی و سایر ملزومات آن دارای اهمیت می‌باشد. به عنوان مثال خواصی نظیر دانسیته ظاهری، زاویه ریپوز و ابعاد دانه جهت طراحی فضای ذخیره‌سازی و تجهیزات انتقال مواد ضروری می‌باشد (مکلن ۱۹۸۹؛ ناوارو و همکاران ۲۰۰۲). تحقیقات متعددی در رابطه با بررسی خواص

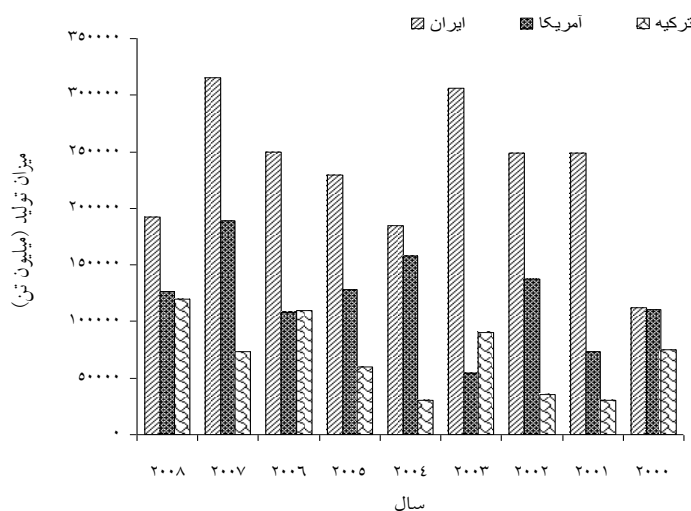
مقدمه

پسته یکی از محصولات اصلی ایران، ترکیه و آمریکا می‌باشد. بر اساس نتایج سازمان خاروبار کشاورزی سازمان ملل، تولید پسته در سال ۲۰۰۸، ۱۹۲۲۶۹ میلیون تن گزارش گردید که ایران حدوداً ۵۳/۹۹ درصد تولید جهانی پسته را در این سال به خود اختصاص داده است. روند تغییرات تولید این محصول ارزشمند در طی سال‌های مختلف در سه کشور عده تولید کننده در شکل (۱) نشان داده شده است (سازمان خاروبار کشاورزی سازمان ملل ۲۰۰۸). بیش از ۶۰ رقم مختلف پسته در ایران در نواحی مختلف کشت می‌گردد (رضوی و همکاران ۲۰۰۷a). با توجه به آمار ارائه شده توسط FAO، ایران بزرگترین تولید کننده پسته در جهان به شمار می‌رود.

و دانه پسته یک رابطه رگرسیونی خطی برقرار می باشد (رضوی و همکاران ۲۰۰۷a). در پژوهشی دیگر ویژگی های ثقلی مغز و پسته کامل به عنوان تابعی از رطوبت و واریته مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که محتوی رطوبت روی جرم، حجم، دانسیته واقعی و دانسیته توده مغز و پسته کامل یک رابطه خطی وجود داشت بطوری که با افزایش رطوبت این پارامترها افزایش می یابند. با این حال، تخلخل به صورت خطی با افزایش محتوی رطوبتی در مغز و پسته کامل، کاهش می یابد (رضوی و همکاران ۲۰۰۷b).

ثقلی و هندسی محصولات کشاورزی مختلف انجام گرفته است.

در تحقیقی در سال ۲۰۰۷ ویژگی های هندسی مغز و پسته کامل به عنوان تابعی از رطوبت و واریته مورد بررسی قرار گرفت. آنها پنج رقم پسته ایران با نام های اکبری، بادامی، کله قوچی، ممتاز و اوحدی را مورد مطالعه قرار دادند. نتایج نشان داد که ابعاد محوری، کرویت، مساحت سطح، قطر میانگین هندسی و حسابی مغز پسته با کاهش رطوبت، کاهش می یابند. همچنین نتایج نشان داد که بین ویژگی های هندسی و رطوبت مغز



شکل ۱- روند تغییرات تولید پسته در سه کشور عمده تولید کننده طی سال های مختلف

محققان دیگر برخی از ویژگی های فیزیکی و مکانیکی پسته را مورد مطالعه قرار داد. در این پژوهش شاخص های طول، عرض، ضخامت، میانگین هندسی قطر، جرم واحد، مساحت سایه^۱، کرویت، تخلخل، دانسیته واقعی، دانسیته توده و سرعت حد^۲ برای پسته کامل و مغز پسته مورد بررسی قرار گرفت. نتایج این شاخص ها برای مغز پسته به ترتیب ۱۹/۶ میلی متر، ۱۰/۱ میلی متر، ۱۱/۲ میلی متر، ۱۳ میلی متر، ۱/۲۴ گرم، ۱۳۲/۶ میلی متر مربع، ۸۲ درصد، ۶۴ درصد، ۱۱۰۹/۸ کیلوگرم

گروه دیگری از محققین برخی از ویژگی های فیزیکی مغز و دانه کامل پسته را مورد مطالعه قرار دادند. نتایج حاکی از آن بود که با افزایش محتوی رطوبت، طول، عرض و ضخامت به ترتیب از ۱۶/۰۷ تا ۱۷/۲۵ میلی متر، ۱۲/۴۱ تا ۱۲/۷۵ میلی متر و ۱۰/۹۸ تا ۱۲/۲۴ میلی متر افزایش می یابد. همچنین با افزایش رطوبت میانگین قطر هندسی از ۱۲/۹۷ تا ۱۳/۹۰ میلی متر و دانسیته توده از ۴۶۵/۳۸ تا ۵۷۶/۲۰ کیلوگرم بر متر مکعب افزایش می یابد و دانسیته واقعی از ۱۱۸۰/۷۵ تا ۱۱۰۲/۷۸ کیلوگرم بر متر مکعب و تخلخل از ۶۰/۵۹ تا ۴۷/۷۵ درصد کاهش می یابد (کاشانی نژاد و همکاران ۲۰۰۶).

1. Projected area
2. Terminal velocity

پسته با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و تبدیل موجک انعکاس صدا پرداختند. نتایج نشان داد که میانگین دقت جداسازی دو گروه با شبکه عصبی آموزش داده شده از ارتفاع ۲۵ سانتی‌متر ۹۶ درصد و از ارتفاع ۳۵ سانتی‌متری ۸۷ درصد بود. با آموزش جداگانه شبکه برای هر گروه پسته، دقت جداسازی برای پسته پوک ۹۸ درصد و برای پسته های مغزدار ۹۴ درصد بدست آمد (سجادی و همکاران ۱۳۸۸). پژوهشگران دیگری سیستم جداسازی پسته را با استفاده همزمان انعکاس صوت و تحلیل مولفه اصلی و شبکه عصبی مصنوعی را توسعه دادند. نتایج نشان داد که شبکه عصبی با پیکربندی ۲-۱۲-۷ بهترین نتیجه را نشان داد (محمود امید و همکاران ۲۰۱۰). محقق دیگر سیستم شبکه‌ی عصبی مصنوعی را برای مدلسازی جذب سرب از محلول آبی برای پسته پسته آنتپ بررسی نمودند. در این پژوهش پارامترهای عملیاتی شامل دز جاذب، غلظت اولیه یون سرب، pH اولیه، دمای عملیاتی و زمان تماس انتخاب گردید. نتایج نشان داد که زمان ۴۵ دقیقه به عنوان بهترین زمان انتخاب گردید. همچنین نتایج نشان داد که مدل شبکه‌ی عصبی ترکیب شده با تحلیل مولفه اصلی با ۱۱ نرون در لایه پنهان قادر به پیش‌بینی کارایی جذب با کمک تابع آستانه‌ی تانژانت سیگموئید در لایه پنهان و تابع خطی در لایه خروجی می‌باشد (یتیلمزوی و دمیرل ۲۰۰۷).

هدف از این پژوهش، تخمین جرم دانه‌ی پسته با کمک مدل‌های مختلف پیش‌بینی کننده و بدست آوردن بهترین مدل می‌باشد. با توجه به تولید جهانی بالای پسته و پتانسیل‌های صادراتی بالا این محصول ارزشمند، دانستن خصوصیات فیزیکی این محصول برای فرآوری، جداسازی و درجه‌بندی لازم و ضروری به نظر می‌رسد.

بر مترمکعب، ۴۸۸/۲ کیلوگرم بر مترمکعب و ۵/۸۱ متر بر ثانیه بود. برای پسته کامل به ترتیب ۱۵/۷ میلی‌متر، ۷/۳ میلی‌متر، ۷/۹ میلی‌متر، ۹/۶ میلی‌متر، ۰/۵۶ گرم، ۴۷/۷ میلی‌مترمربع، ۸۱ درصد، ۳۸ درصد، ۱۰۷۶/۲ کیلوگرم بر مترمکعب، ۵۰۸/۵ کیلوگرم بر متر مکعب و ۶/۲۶ متر بر ثانیه بود (پولات و همکاران ۲۰۰۷).

در سال‌های اخیر، تحقیقات متعددی در زمینه‌ی استفاده از شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی محتوی رطوبتی و خصوصیات فیزیکی محصولات کشاورزی انجام گرفته است. در این گونه مسائل، شبکه‌ی عصبی با دریافت مشخصه‌های ورودی‌ها و تولید خروجی تعیین می‌کند که هر ورودی به چه طبقه‌ای تعلق دارد. گروهی از پژوهشگران ایرانی، محتوای رطوبتی پسته رقم اکبری را با کمک شبکه‌ی عصبی مصنوعی پیش بینی نمودند. نتایج نشان داد که شبکه عصبی با سه لایه پنهان با ساختار ۱-۸-۳ بهترین نتیجه در پیش‌بینی محتوی رطوبتی پسته داشت. مقادیر ضریب تبیین و میانگین مربعات خطا^۱ آن به ترتیب ۰/۹۹۸۹ و $۴/۲ \times ۱۰^{-۶}$ می‌باشد (احمد بهارلوئی و همکاران ۱۳۸۶). گروه دیگری از پژوهشگران ایرانی از شبکه عصبی مصنوعی جهت طبقه‌بندی چهار رقم پسته ایران بر اساس مشخصات بدست آمده از شکل دو بعدی آنها استفاده کردند. دقت جداسازی در این تحقیق ۹۶ درصد برای پسته کله قوچی، ۹۷ درصد برای پسته رقم اکبری، ۹۳ درصد برای پسته رقم اوحدی و ۹۷ درصد برای پسته اوحدی ناخندان بدست آمده است (غضنفری و همکاران ۱۹۹۶). در سال‌های بعد از شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای طبقه‌بندی چهار رقم پسته ایران بر اساس آنالیز صدای انعکاس پسته در حوزه زمان و فرکانس استفاده کردند. دقت جداسازی به ترتیب ۹۶٪، ۹۷٪، ۹۶٪ و ۹۹٪ برای پسته‌های کله قوچی، اکبری، بادامی و احمد آقایی بدست آمد (محمودی و همکاران ۲۰۰۶). عده‌ی دیگر از محققین به بررسی ارزیابی یک دستگاه هوشمند برای جداسازی

مواد و روشها آماده سازی نمونه

عمل پاک سازی پسته ها از مواد زائد و باقی مانده مواد خارجی انجام گردید. کلیه آزمایشات در این تحقیق روی مغز پسته انجام گرفت. رطوبت اولیه پسته ۴/۳۳ درصد

در این تحقیق پسته (رقم احمد آقایی) از باغات منطقه ی علی آباد سبزوار جمع آوری و در ظروف درب بسته به آزمایشگاه انتقال یافت. قبل از شروع آزمایشات

(پولات و همکاران ۲۰۰۷). بعد از پایان یافتن مدت مشروط سازی، جهت اطمینان از متعادل سازی توزیع رطوبت، مجددا محتوای رطوبتی نمونه ها تعیین گردید. به منظور تعیین ابعاد محوری نمونه (L قطر بزرگ، W قطر متوسط و T قطر کوچک بر حسب میلی متر) تعداد ۱۰۰ عدد نمونه پسته به صورت تصادفی انتخاب گردید و توسط یک کولیس (مدل ورتکس^۲، M502، با دقت ۰/۰۱ میلی متر) ابعاد آن در سطوح مختلف رطوبتی تعیین گردید و میانگین مقادیر فوق، مبنای محاسبات قرار گرفت (رضوی و همکاران ۲۰۰۷a). برای محاسبه قطر متوسط هندسی^۳ دانه ی پسته در سطوح مختلف رطوبتی از رابطه (۲) استفاده گردید.

(مبنای تر) تعیین گردید. رطوبت اولیه نمونه ها از طریق قرار دادن نمونه ها در آون اتمسفریک و در دمای ۱۰۵ درجه سانتی گراد به مدت ۴۸ ساعت تا دستیابی به وزن ثابت اندازه گیری گردید (انجمن رسمی متخصصین آنالیز مواد غذایی^۱ ۱۹۹۰).

تعیین شاخص های هندسی

در این تحقیق شاخص های فیزیکی پسته در سطوح رطوبتی مختلف مورد آزمون قرار گرفت. به منظور رسیدن به سطوح رطوبتی مورد نظر، در این تحقیق، تعداد مورد نیاز از نمونه های پسته در بسته های پلاستیکی از جنس پلی اتیلنی قرار گرفت و میزان مورد نیاز آب اضافه شده به نمونه، جهت تکمیل عملیات مشروط سازی طبق رابطه (۱) تعیین گردید (کینگ اسلای و همکاران ۲۰۰۶).

$$D_g = (L \times W \times T)^{1/3} \quad (2)$$

در این معادله، D_g قطر میانگین هندسی بر حسب میلی متر، L قطر بزرگ، W قطر متوسط و T قطر کوچک بر حسب میلی متر می باشد.

برای تعیین دانسیته زره^۴ مغزهای پسته از اصل جابجایی مایع که برگرفته از قانون شناوری ارشمیدس می باشد، استفاده گردید و توسط روابط (۲) تا (۴) دانسیته زره محاسبه گردید (پولات و همکاران ۲۰۰۷):

$$V_k = \frac{(M_t - M_p) - (M_{pts} - M_{ps})}{\rho_t} \quad (3)$$

$$Q = \frac{W_i (M_f - M_i)}{(100 - M_f)} \quad (1)$$

در این معادله، Q مقدار آب اضافه شده بر حسب کیلوگرم، W_i جرم نمونه اولیه بر حسب کیلوگرم، M_i محتوای رطوبتی اولیه ی نمونه بر مبنای خشک، M_f محتوای رطوبتی نهایی نمونه بر مبنای خشک می باشد. جهت رسیدن نمونه ها به سطوح رطوبتی مورد نظر، پسته ها به مدت ۷ روز در دمای $1 \pm 5^\circ C$ در یخچال به منظور توزیع یکنواخت رطوبت در سراسر پسته ها و جلوگیری از رشد کپک در سطح نمونه، نگهداری گردید

2. Vertex

3. Geometric mean diameter (D_g)

4. Kernel density (ρ_k)

1. Association of official analytical chemists (AOAC, 1990)

در هر دو شبکه‌ی مورد استفاده، لایه‌ی ورودی شامل سه نرون (قطر بزرگ (x_1) ، قطر متوسط (x_2) و قطر کوچک (x_3)) و لایه‌ی خروجی شامل یک نرون (جرم دانه (y_1)) بود. بنابراین مدل شبکه عصبی مصنوعی بر اساس سه ورودی و یک خروجی طراحی گردید. همانطور که مشاهده می‌گردد شکل ۲ ساختار شمایلی شبکه‌ی عصبی پرسپترون را نشان می‌دهد. بهینه‌سازی ساختار شبکه‌ی عصبی مصنوعی با بررسی چیدمان‌های مختلف شبکه و نیز ارزیابی همبستگی بین خروجی‌های شبکه‌ی عصبی و داده‌های آزمایشی انجام گرفت. برای بهینه‌سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی پارامترهای مختلف شبکه نظیر تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نرون در هر لایه پنهان، نوع تابع فعال‌سازی در لایه‌ی پنهان و خروجی، نرخ یادگیری و ضریب مونتوم باید ارزیابی گردد. به منظور یافتن بهترین پیکربندی در شبکه‌ی عصبی پرسپترون تعداد ۱-۲ لایه‌ی پنهان با ۴-۵۰ عدد نرون در هر لایه‌ی پنهان، نرخ یادگیری ۰/۴، ضریب مونتوم ۰/۹ و تابع فعال‌سازی لگاریتم سیگموئید (رابطه‌ی ۵) در لایه پنهان و خروجی استفاده گردید.

$$\text{logsig} = \frac{1}{1+e^{-z}} \quad (0, +1) \quad (5)$$

همچنین جهت مدل‌سازی شبکه‌ی عصبی تابع پایه‌ی شعاعی از تعداد ۱ لایه‌ی پنهان با ۴ الی ۵۰ نرون و تابع فعال‌سازی، پایه شعاعی نرمالیزه شده^۴ استفاده گردید. جهت مدل‌سازی شبکه‌ی عصبی ابتدا داده‌ها به دو قسمت تقسیم گردید بطوری که ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد باقیمانده برای ارزیابی شبکه در نظر گرفته شدند. به منظور مقایسه کارایی شبکه‌ی عصبی در پیش-بینی خواص هندسی پسته، از شاخص‌های ضریب تبیین^۵ و خطای نسبی میانگین^۶ استفاده گردید (رابطه‌ی ۶ و ۷).

$$\rho_k = \frac{(M_{ps} - M_p)}{V_k} \quad (4)$$

در این معادلات M_t وزن تولوئن، M_p وزن استوانه مدرج خالی، M_{pts} وزن استوانه مدرج خالی همراه با مغز پسته و تولوئن، M_{ps} وزن استوانه مدرج خالی همراه با مغز پسته، ρ_t دانسیته تولوئن در دمای آزمایشگاه، V_k حجم مغز پسته و ρ_k دانسیته ذره مغز پسته می‌باشد.

مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی^۱

شبکه عصبی مصنوعی متشکل از مجموعه‌ای از نرون‌ها با ارتباطات داخلی بین یکدیگر می‌باشد که قادر است بر اساس اطلاعات و داده‌های ورودی، جواب‌های خروجی را تخمین بزند.

شبکه عصبی مصنوعی متشکل از مجموعه‌ای از نرون‌ها با ارتباطات داخلی بین یکدیگر می‌باشد که قادر است بر اساس اطلاعات و داده‌های ورودی، جواب‌های خروجی را تخمین بزند. برای مدل‌سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی از نرم افزار SPSS نسخه‌ی ۱۹ (۲۰۱۱) استفاده گردید.

از دو نوع شبکه‌ی عصبی تحت عناوین شبکه‌ی پرسپترون چند لایه^۲ (MLP) و شبکه‌ی تابع پایه‌ی شعاعی^۳ (RBF) جهت پیش‌بینی جرم دانه‌ی پسته استفاده گردید. مزایای بسیاری برای شبکه‌های عصبی تابع پایه شعاعی نسبت به شبکه‌های پرسپترون چند لایه‌ای ادعا شده است. گفته شده است که یک تابع پایه شعاعی سریعتر از یک شبکه پرسپترون چند لایه آموزش می‌یابد و مرزهای تصمیم بهتری تولید می‌کند. مزیت دیگری که ادعا شده است، این است که تعبیر لایه پنهان در تابع پایه شعاعی ساده‌تر از تعبیر لایه پنهان در یک شبکه چند لایه‌ای پرسپترون است (میر صالحی ۱۳۸۷).

4. Normalized radial basis function (NRBF)
5. Coefficient of determined (R^2)
6. Mean Relative Error (MRE)

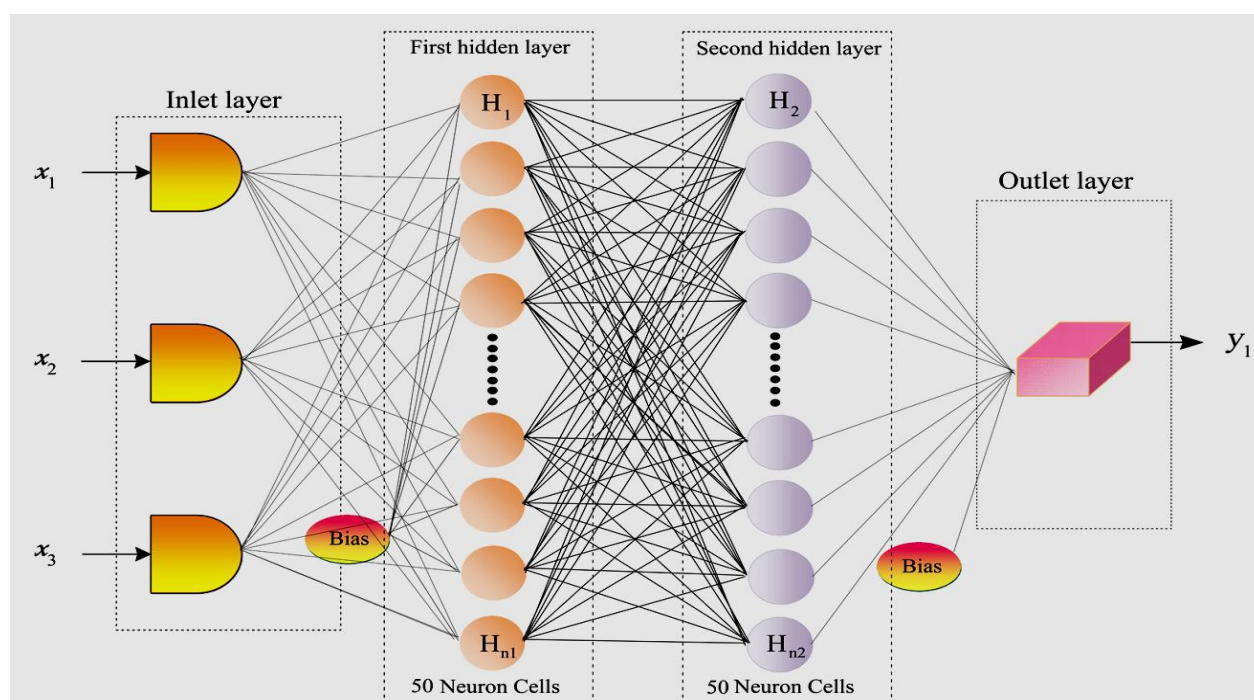
1. Artificial neural network (ANN)
2. Multi Layer Perceptron (MLP)
3. Radial base function (RBF)

بدست آمده از آزمایش و N تعداد مشاهدات می باشد
(مختاریان و همکاران ۱۳۹۰).

$$MRE = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|(P_{ANN,i} - P_{exp,i})|}{P_{exp,i}} \right) \times 100 \quad (6)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (P_{ANN,i} - P_{exp,i})^2}{\sum_{i=1}^N (\bar{P}_{ANN,i} - P_{ANN,i})^2} \quad (7)$$

در این معادلات، P_{ANN} مقدار پیش بینی شده برای پارامترهای خروجی از شبکه، P_E مقادیر داده های تجربی



شکل ۲- ساختار شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون در پیش بینی وزن دانه ی پسته

یادگیری^{۱۸} به عنوان متغیرهای مستقل و میانگین مربعات خطای به عنوان متغیر پاسخ انتخاب گردید. برای تجزیه تحلیل آماری از طرح مربع مرکزی^{۱۹} شامل ۳۰ آزمایش با ۶ تکرار در نقاط مرکزی بکار گرفته شد. مقادیر کد شده و واقعی متغیرهای مستقل مورد استفاده در فرآیند بهینه سازی شبکه عصبی در جدول ۱ نشان داده شده است.

مدل روش شناسی سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی^{۱۴}

در این پژوهش تکنیک سطح پاسخ برای تعیین نقاط بهینه سازی شبکه ی عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار گرفت. در فرآیند بهینه سازی تعداد نرون^{۱۵}، ضریب مومنتوم^{۱۶}، چرخه ی آموزش^{۱۷} و نرخ

17. Training epoch

18. Learning rate

19. Central Composite Design (CCD)

14. Response surface methodology and artificial neural network model (RSM-ANN)

15. Number of neuron

16. Momentum coefficient

جدول ۱- مقادیر کد شده و واقعی فرآیند بهینه سازی شبکه ی عصبی

متغیرها	مقادیر کد شده و واقعی متغیرهای فرآیند		
	حد بالا	حد وسط	حد پایین
تعداد نرون (X_1)	۴ (-۱)	۲۷ (۰)	۵۰ (+۱)
ضریب مومنتوم (X_2)	۰/۱ (-۱)	۰/۵ (۰)	۰/۹ (+۱)
چرخه ی آموزش (X_3)	۱۰۰ (-۱)	۳۵۵۰ (۰)	۷۰۰۰ (+۱)
نرخ یادگیری (X_4)	۰/۱ (-۱)	۰/۵ (۰)	۰/۹ (+۱)

در این معادله β_{kn} ضرایب ثابت مدل و X_i متغیرهای مستقل مورد استفاده در فرآیند بهینه‌سازی شبکه‌ی عصبی می‌باشد. ارزیابی بهترین مدل بهینه‌سازی شبکه به کمک تکنیک سطح پاسخ از طریق بررسی آزمون فقدان برازش مدل مذکور بود. به طوری که مدلی که آزمون فقدان برازش را غیرمعدنار نمود به عنوان بهترین مدل انتخاب گردید.

جهت آنالیز آماری داده‌ها از نرم افزار آماری Design Expert نسخه ۶/۰۱ استفاده گردید. داده‌های تجربی با کمک یک مدل چند جمله‌ای درجه دو برازش داده شد. این مدل به صورت زیر می باشد:

(۸)

$$Y_k = \beta_{k0} + \sum_{i=1}^3 \beta_{ki} X_i + \sum_{i=1}^3 \beta_{kii} X_i^2 + \sum_{i=1}^2 \sum_{j=i+1}^3 \beta_{kij} X_i X_j + \varepsilon_k$$

جدول ۲- متغیرهای مستقل و غیر مستقل بهینه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی

شماره آزمون	متغیرها				شماره آزمون	متغیرها				شماره آزمون
	X_4	X_3	X_2	X_1		X_4	X_3	X_2	X_1	
۱	۰	-۱	۰	۰	۱۶	۰/۱۰	۰	-۱	۰	۱
۲	۰	۰	۰	۰	۱۷	۰/۱۹۵	۰	۰	۰	۲
۳	۰	۰	۰	۰	۱۸	۰/۰۴۵	۰	۰	۰	۳
۴	+۱	+۱	+۱	-۱	۱۹	۰/۲۲۷	+۱	+۱	+۱	۴
۵	+۱	+۱	-۱	+۱	۲۰	۰/۲۳۸	+۱	+۱	-۱	۵
۶	۰	۰	+۱	۰	۲۱	۰/۰۷۲	۰	۰	+۱	۶
۷	-۱	-۱	-۱	-۱	۲۲	۰/۰۵۴	-۱	-۱	-۱	۷
۸	۰	۰	۰	۰	۲۳	۰/۰۳۹	۰	۰	۰	۸
۹	+۱	-۱	+۱	+۱	۲۴	۰/۰۹۸	+۱	-۱	+۱	۹
۱۰	۰	۰	۰	-۱	۲۵	۰/۰۹۸	۰	۰	۰	۱۰
۱۱	-۱	+۱	-۱	+۱	۲۶	۰/۰۳۷	-۱	+۱	-۱	۱۱
۱۲	۰	۰	-۱	۰	۲۷	۰/۰۲۰	۰	۰	-۱	۱۲
۱۳	-۱	+۱	+۱	-۱	۲۸	۰/۰۶۹	-۱	+۱	+۱	۱۳
۱۴	۰	۰	۰	۰	۲۹	۰/۰۰۱	۰	۰	۰	۱۴
۱۵	-۱	-۱	+۱	+۱	۳۰	۰/۰۰۴	-۱	-۱	+۱	۱۵

مدل الگوریتم ژنتیک^۱

در این معادله ε یک خطای تصادفی است که پراکندگی در تقریب را نشان می دهد. تابع $f(X_1, X_2, \dots, X_p)$ رابطه ی بین Y و X_1, X_2, \dots, X_p را نشان می دهد (نیرومند ۱۳۸۴).

نتایج و بحث

در این پژوهش ترکیبی از لایه ها و نرون های مختلف همراه با توابع فعال سازی مختلف برای مدل سازی شبکه عصبی پرسپترون مورد استفاده قرار گرفت. شبکه ی عصبی با یک و دو لایه ی پنهان، تعداد ε تا ۵۰ نرون به طور تصادفی انتخاب و قدرت شبکه در پیش بینی جرم دانه ی پسته مورد بررسی قرار گرفت. برای آموزش شبکه پرسپترون از الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا استفاده گردید. در این روش، محاسبات از ورودی شبکه به سوی خروجی شبکه انجام می شود. سپس مقادیر خطا محاسبه شده و به لایه های قبل انتشار یافته و بردارهای وزن از آخرین لایه به سوی نخستین لایه، بتدریج طوری تغییر می کند که خطای پیشگویی کمتر گردد (محبی ۱۳۸۵). نتایج حاصل از بهینه سازی شبکه ی عصبی پرسپترون همراه با تابع فعال سازی لوگ سیگموئید^۲ در حالت های مختلف در شکل ۳ نشان داده شده است. بررسی نتایج بدست آمده در خصوص شبکه ی عصبی پرسپترون چند لایه همراه با تابع فعال سازی لوگ سیگموئید با یک لایه پنهان نشان داد که پیکربندی ۱-۱۷-۳، یعنی شبکه ای با ۳ ورودی، ۱۷ نرون در لایه ی پنهان و ۱ خروجی، بهترین نتیجه را در پیش بینی جرم دانه ی پسته داشت. همچنین نتایج شبکه ی عصبی پرسپترون همراه با تابع محرک لوگ سیگموئید با دو لایه پنهان نشان داد که این شبکه توانست جرم دانه ی پسته را با تعداد ۱۳ نرون در لایه ی پنهان اول و دوم با ضریب تبیین ۰/۹۹۵ پیش بینی نماید. به طور کلی نتایج حاکی از آن بود که در بین شبکه ی عصبی تک لایه

الگوریتم ژنتیک یک روش بهینه سازی الهام گرفته از طبیعت جاندار است که می توان آن را یک روش جستجوی عددی، مستقیم و تصادفی معرفی نمود. عامل اصلی انتقال صفات بیولوژیک، در موجودات زنده، کروموزوم ها و ژن ها هستند و نحوه ی عملکرد آنها به گونه ای است که در نهایت، ژن ها و کروموزوم های برتر و قوی تر باقی مانده، ضعیف ترها از بین می روند. این الگوریتم برای بهینه سازی جستجو و یادگیری ماشین استفاده می شود. اساس این الگوریتم قانون داروین است که می گوید: «موجودات پست از بین می روند و موجودات کامل تر باقی می مانند». در واقع، برای بقا و اصل بنیادی یعنی انتخاب طبیعی و قانون تولید مثل وجود دارند (گلدبرگ ۱۹۸۹). در الگوریتم ژنتیک روش های جستجوی وجود دارند که بر اساس مکانیسم انتخاب طبیعی عمل می نمایند. این روش ها، مناسب ترین رشته ها را از میان اطلاعات تصادفی سازماندهی شده انتخاب می کنند. در هر نسل، یک گروه جدید رشته هایی که برآزش بیشتری دارند، فرصت می یابند فرزندان (رشته های جدید) تولید نمایند که در نسل بعد ارزیابی شوند (بک ۱۹۹۱؛ بینگول ۲۰۰۰). در این پژوهش از بسته ی نرم افزاری تحلیلی یر استرج GA^۱ قابل لینک بر روی نرم افزار آفیس ۲۰۰۷ استفاده گردید.

مدل رگرسیونی^۲

تحلیل رگرسیونی روشی ساده برای بررسی و تعیین روابط تابعی میان متغیرهاست. در این روش متغیر پاسخ را با Y و مجموعه متغیرهای پیشگو را با X_1, X_2, \dots, X_p نشان می دهیم که P تعداد متغیرهای پیشگو را نشان می دهد. رابطه ی درست بین Y و X_1, X_2, \dots, X_p را می توان با الگوی رگرسیونی به صورت زیر تعریف نمود.

$$Y = f(X_1, X_2, \dots, X_p) + \varepsilon \quad (9)$$

3. Logarithm sigmoid (logsig)

1. Yearstretch GASolver
2. Regression model

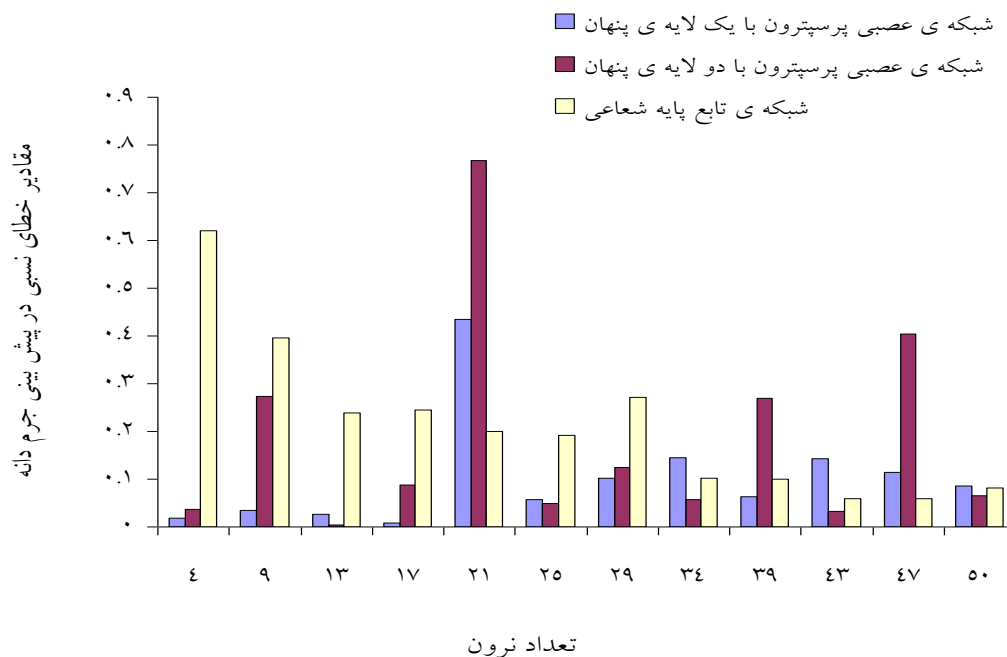
بینی گردید. نتایج این ابزار پیش بینی کننده در جدول ۴ نشان داده شده است. در راستای رسیدن به ماکزیمم ضریب تبیین مدل، از تعداد متغییر نسل‌های ژنتیکی (بین ۰ الی ۳۰۰ نسل) استفاده گردید و در نهایت بهترین نسل پیش بینی کننده‌ی مدل رگرسیونی انتخاب گردید

و دو لایه، شبکه‌ی عصبی دو لایه‌ای نتایج بهتری را در پیش بینی جرم دانه‌ی پسته به همراه داشت. از طرف دیگر، نتایج مدل سازی شبکه عصبی تابع پایه‌ی شعاعی نشان داد که، این شبکه با تعداد ۴۷ نرون در لایه پنهان توانست جرم دانه‌ی پسته را با ضریب تبیین ۰/۹۱۴ پیش بینی نماید. همچنین مقدار خطای نسبی بدست آمده در این حالت ۰/۰۵۸۴ محاسبه گردید. در این پژوهش از مدل پیش بینی کننده‌ی رگرسیونی نیز جهت تخمین وزن دانه‌ی پسته استفاده گردید. نتایج حاکی از آن بود که این مدل توانست میزان جرم دانه را با ضریب تبیین ۰/۹۸۶ پیش بینی نماید. معادله‌ی رگرسیونی حاکم در این حالت به صورت زیر بدست آمد.

$$m \text{ (gr)} = -0.801 + 0.0154 L + 0.0515 W + 0.0577 T$$

در این مدل L ، W و T به ترتیب قطر بزرگ، قطر متوسط و قطر کوچک می‌باشد. جدول آنالیز واریانس مدل به صورت زیر می‌باشد (جدول ۳).

در راستای بهبود مدل رگرسیونی خطی در پیش بینی جرم دانه‌ی پسته از مدل ترکیبی رگرسیونی-ژنتیک الگوریتم استفاده گردید. مدل الگوریتم ژنتیک یک روش بهینه سازی الهام گرفته از طبیعت جاندار بوده که می‌توان آن را یک روش جستجوی عددی، مستقیم و تصادفی معرفی نمود. عامل اصلی انتقال صفات بیولوژیک، در موجودات زنده، کروموزوم‌ها و ژن‌ها هستند و نحوه‌ی عملکرد آنها به گونه‌ای است که در نهایت، ژن‌ها و کروموزوم‌های برتر و قوی‌تر باقی مانده، ضعیف‌ترها از بین می‌روند. این الگوریتم برای بهینه‌سازی جستجو و یادگیری ماشین استفاده می‌شود. در این پژوهش از مدل ژنتیک الگوریتم بر گرفته از قانون داروین استفاده گردید. به طوری که در تعداد نسل‌های مختلف ژنتیکی مقادیر ضریب تبیین و ضرایب مدل پیش



شکل ۳- تغییرات مقادیر خطای نسبی در پیش بینی جرم دانه با تغییرات نرون ها

جدول ۳- جدول آنالیز واریانس مدل رگرسیونی در پیش بینی جرم دانه ی پسته

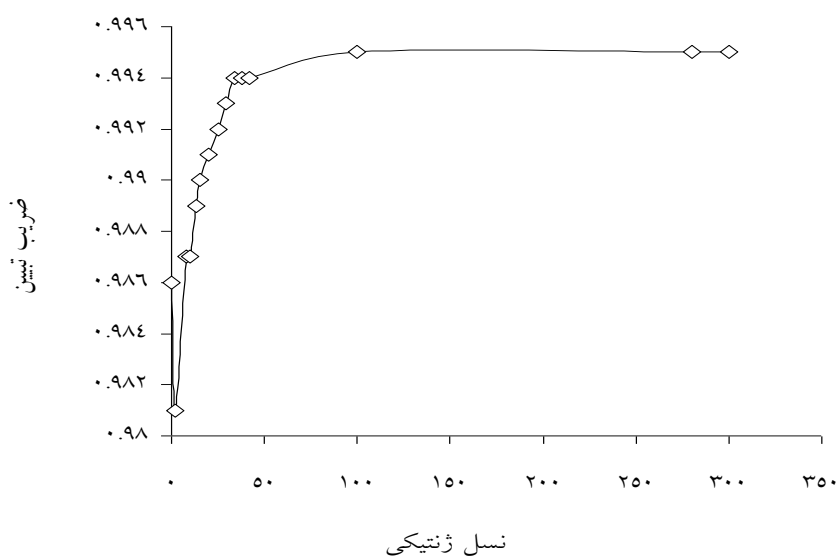
P	مقدار F	مجموع مربعات	درجه آزادی	منابع تغییر
۰/۰۰۰	۲۷۳۶/۲۱	۰/۹۷۷۶	۳	رگرسیون
-	-	۰/۰۱۳۸	۱۱۶	خطای باقیمانده
-	-	۰/۹۹۱۴	۱۱۹	کل

ارزیابی نمود که، بکارگیری مدل ترکیبی رگرسیون خطی-ژنتیک الگوریتم توانست با حداکثر ضریب تبیین ۰/۹۹۵ و تعداد ۱۰۰ نسل ژنتیکی، جرم دانه ی پسته را پیش بینی نماید. مدل رگرسیونی بدست آمده در این حالت به صورت زیر بدست آمد.

$$m(\text{gr}) = -0.785 + 0.0156 L + 0.0523 W + 0.0564 T$$

همانطور که از مدل فوق پیداست، بکارگیری روش ژنتیک الگوریتم سبب تغییر ضرایب مدل در راستای پیش بینی بهتر جرم دانه ی پسته گردید.

شکل ۴ تغییرات میزان ضریب تبیین را در مقابل نسل-های ژنتیکی نشان می دهد. همانطور که مشاهده می گردد با افزایش تعداد نسل ژنتیکی از ۰ تا ۳۰۰، ضریب تبیین روند صعودی را دنبال نمود، به طوری که تغییرات مقادیر ضریب تبیین از یک منحنی سهمی شکل پیروی می نماید. همانطور که از این نمودار مشخص می باشد، در تعداد نسل ژنتیکی حدود ۵۰ تا ۱۰۰ نسل، نقطه ی عطفی در نمودار پدیدار گردید که بعد از این نقطه با افزایش تعداد نسل های ژنتیکی تغییرات قابل توجهی در میزان ضریب تبیین مشاهده نگردید. به طور کلی می توان چنین



شکل ۴- تغییرات مقادیر ضریب تبیین در نسل‌های مختلف ژنتیکی، در پیش بینی جرم دانه‌ی پسته

جدول ۴- بهینه سازی مدل رگرسیونی با کمک الگوریتم ژنتیک

مدل رگرسیونی بعد از بهینه‌سازی	ضریب تبیین	تعداد نسل ژنتیکی ^۱
$m(\text{gr}) = -0.801 + 0.0154 L + 0.0515 W + 0.0577 T$	۰/۹۸۶	۰
$m(\text{gr}) = -0.786 + 0.0148 L + 0.0502 W + 0.0564 T$	۰/۹۸۸	۲
$m(\text{gr}) = -0.790 + 0.0156 L + 0.0499 W + 0.0564 T$	۰/۹۸۷	۸
$m(\text{gr}) = -0.786 + 0.0147 L + 0.0499 W + 0.0564 T$	۰/۹۸۷	۱۰
$m(\text{gr}) = -0.790 + 0.0149 L + 0.0491 W + 0.0576 T$	۰/۹۸۹	۱۳
$m(\text{gr}) = -0.787 + 0.0156 L + 0.0491 W + 0.0564 T$	۰/۹۹۰	۱۵
$m(\text{gr}) = -0.785 + 0.0156 L + 0.0523 W + 0.0564 T$	۰/۹۹۱	۲۰
$m(\text{gr}) = -0.785 + 0.0156 L + 0.0523 W + 0.0576 T$	۰/۹۹۲	۲۵
$m(\text{gr}) = -0.785 + 0.0156 L + 0.0523 W + 0.0576 T$	۰/۹۹۳	۲۹
$m(\text{gr}) = -0.785 + 0.0156 L + 0.0523 W + 0.0564 T$	۰/۹۹۴	۳۴
$m(\text{gr}) = -0.785 + 0.0156 L + 0.0523 W + 0.0576 T$	۰/۹۹۴	۳۸
$m(\text{gr}) = -0.785 + 0.0156 L + 0.0523 W + 0.0564 T$	۰/۹۹۴	۴۲
$m(\text{gr}) = -0.785 + 0.0156 L + 0.0523 W + 0.0564 T$	۰/۹۹۵	۱۰۰
$m(\text{gr}) = -0.785 + 0.0156 L + 0.0523 W + 0.0564 T$	۰/۹۹۵	۲۸۰
$m(\text{gr}) = -0.785 + 0.0156 L + 0.0523 W + 0.0564 T$	۰/۹۹۵	۳۰۰

معادله ی پاسخ برای تاثیر پارامترهای بهینه سازی شبکه ی عصبی مصنوعی روی مقدار میانگین خطای نسبی برای داده های کُد شده در زیر بدست آمد.

$$\text{MRE} = +0.069 + 0.02 X_1 + 0.031 X_2 - 0.084 X_3 + 0.037 X_4 + 0.11 X_3^2 - 0.075 X_1 X_2 - 0.079 X_1 X_4 \quad (R^2 = 0.51)$$

جدول ۵ نتایج آنالیز واریانس بهینه سازی شبکه ی عصبی را با کمک مدل ترکیبی سطح پاسخ- شبکه ی عصبی نشان می دهد، همانطور که مشاهده می گردد، مدل فوق توانست با مقدار P معادل ۰/۲۲۶۵، آزمون فقدان برازش را غیرمعنادار نماید.

همچنین در این پژوهش، مدل ترکیبی سطح پاسخ و شبکه ی عصبی برای تعیین شرایط بهینه پارامترهای شبکه ی عصبی با هدف کمینه نمودن مقدار خطای نسبی و بیشینه نمودن ضریب تبیین مورد استفاده قرار گرفت. متغیرهای بهینه سازی شبکه ی عصبی شامل تعداد نرون، چرخه ی آموزش، نرخ یادگیری و ضریب مومنتوم بود. نتایج آنالیز آماری بهینه سازی چیدمان شبکه ی عصبی نشان داد که مدل چند جمله ای درجه ی دوم به دلیل غیرمعنادار نمودن آزمون فقدان برازش (مقدار F برابر ۲/۰۱ و P برابر ۰/۲۲۶۵)، به عنوان بهترین مدل در فرآیند بهینه سازی فاکتورهای شبکه ی عصبی انتخاب گردید.

جدول ۵- آنالیز آماری تاثیر پارامترهای فرآیند مدل سازی شبکه ی عصبی روی خطای نسبی میانگین

Prob>F	مقدار F	درجه آزادی	مجموع مربعات	منابع تغییر
۰/۰۱۵۲ *	۳/۲۸	۷	۰/۴۶	مدل
۰/۵۶۰۱	۰/۳۵	۱	$6/97 \times 10^{-2}$	X ₁
۰/۳۶۰۶	۰/۸۷	۱	۰/۰۱۷	X ₂
۰/۰۱۹۶	۶/۳۴	۱	۰/۱۳	X ₃
۰/۲۷۸۴	۱/۲۳	۱	۰/۰۲۵	X ₄
۰/۰۴۲۷	۴/۶۳	۱	۰/۰۹۲	X ₃ ²
۰/۰۴۵۹	۴/۴۸	۱	۰/۰۸۹	X ₁ X ₂
۰/۰۳۴۶	۵/۰۷	۱	۰/۱	X ₁ X ₄
-	-	۲۲	۰/۴۴	باقیمانده
۰/۲۲۶۵ n.s	۲/۰۱	۱۷	۰/۳۸	آزمون فقدان برازش ^{۲۵}
-	-	۵	۰/۰۵۶	خطای خالص ^{۲۶}
-	-	-	۰/۵۱	ضریب تبیین
-	-	۲۹	۰/۹	کل ^{۲۷}

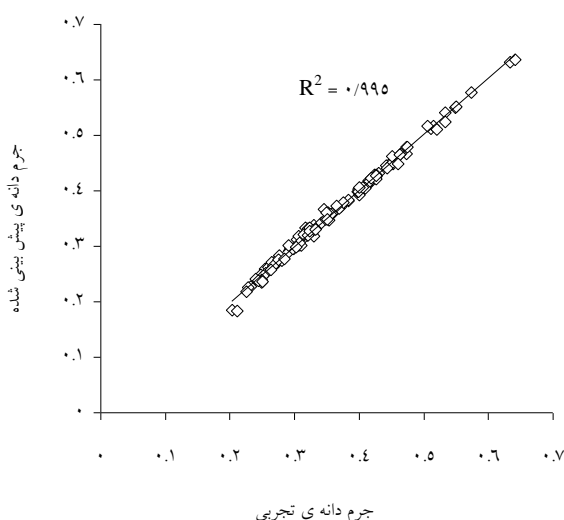
25 - Lack of Fit

26 - Pure Error

27 - Corrected Total

جدول ۶- مقایسه مدل‌های مختلف مورد بررسی در پیش‌بینی جرم دانه‌ی پسته

پارامترهای آماری	شبکه‌ی عصبی پرسپترون	شبکه‌ی عصبی تابع پایه شعاعی	رگرسیون	رگرسیون-ژنتیک الگوریتم	روش شناسی سطح پاسخ-شبکه‌ی عصبی
ضریب تبیین	۰/۹۹۴۹	۰/۹۱۴	۰/۹۸۶	۰/۹۹۵	۰/۹۴۵
خطای نسبی	۰/۰۰۳۰۷	۰/۰۵۸۴	۰/۰۲۳۸	۰/۰۱۴۹	۰/۰۷۱۵۹



شکل ۵- مقادیر پیش‌بینی شده و تجربی مدل ترکیبی

رگرسیون-ژنتیک الگوریتم در پیش‌بینی جرم دانه‌ی پسته

نتیجه‌گیری

انتخاب بهترین روش جهت پیش‌بینی پارامترهای فرآیندهای غذایی یکی از مهم‌ترین مراحل طراحی، ساخت و اتوماسیون صنایع و طراحی تجهیزات مورد استفاده در فرآوری محصولات کشاورزی می‌باشد. در این تحقیق از روش‌های شبکه‌ی عصبی (MLP و RBF)، رگرسیون، سطح پاسخ و یک ابزار جدید به نام ژنتیک الگوریتم برای پیش‌بینی جرم دانه‌ی پسته مورد استفاده قرار گرفت. آنگاه با مرجع قراردادن روش رگرسیون، عملکرد مدل‌های مختلف پیش‌بینی‌کننده‌ی جرم دانه، مورد ارزیابی و بررسی قرار گرفت. نتایج حاکی از آن بود که کلیه‌ی مدل‌های مورد بررسی از توانایی بالایی در پیش‌بینی جرم دانه‌ی پسته برخوردار بوده، به

نتایج نشان داد که در شرایط بهینه متغیرهای بهینه سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی یعنی تعداد نرون، چرخه‌ی آموزش، نرخ یادگیری و ضریب مومنتوم به ترتیب ۹، ۳۸۷۰، ۰/۵۵ و ۰/۱۵ می‌باشد. همچنین مطلوبیت بدست آمده در شرایط بهینه برای متغیرها و پاسخ‌ها مورد بررسی ۱ گزارش گردید.

جدول ۶ مقایسه مدل‌های مختلف مورد بررسی را در پیش‌بینی جرم دانه‌ی پسته نشان می‌دهد. همانطور که در این جدول مشاهده می‌گردد، کلیه‌ی مدل‌های مورد بررسی از توانایی بالایی در پیش‌بینی جرم دانه‌ی پسته برخوردار می‌باشد. با این وجود، مدل ترکیبی رگرسیون-ژنتیک الگوریتم با تعداد ۱۰۰ نسل ژنتیکی به عنوان بهترین مدل در پیش‌بینی جرم دانه‌ی پسته انتخاب گردید.

نمودار حساسیت مدل مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل ترکیبی رگرسیون-ژنتیک الگوریتم در برابر مقادیر تجربی در شکل ۵ نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌گردد، داده‌ها به طور تصادفی در اطراف خط رگرسیون با ضریب تبیین بالاتر از ۰/۹۹۵ قرار گرفته‌اند که این خود دلیلی بر ارزیابی دقیق مدل ترکیبی رگرسیون-ژنتیک الگوریتم در پیش‌بینی جرم دانه‌ی پسته می‌باشد.

سازی می تواند موجب کاهش مراحل سعی و خطا و ایجاد و معرفی روش های نوین در پیش بینی پارامترهای صنعتی گردد. در پژوهش های بعدی توصیه می گردد از سایر ابزارهای تخمین زن نظیر سیستم استنتاج فازی-عصبی، منطق فازی و سیستم پردازش تصویر در تخمین خواص مهندسی پسته استفاده نمود و با استفاده از ماشین بینایی، اتوماسیون صنعتی را پیاده سازی و پایش نمود.

طوری که حداقل ضریب تبیین بدست آمده ۰/۹۸۶ گزارش گردید. این در حالی است که، برتری مدل ترکیبی رگرسیونی- ژنتیک الگوریتم نسبت به مدل های شبکه ی عصبی و مدل ترکیبی سطح پاسخ- شبکه ی عصبی بیشتر می باشد. نتایج نشان داد که بکارگیری ۱۰۰ نسل ژنتیکی توانست مقدار ضریب تبیین مدل رگرسیونی را از ۰/۹۸۶ تا ۰/۹۹۵ افزایش دهد. بنابراین به نظر می رسد ارائه و بکارگیری الگوهای نو و تکنیک های پیشرفته جهت مدل

منابع مورد استفاده

- بهارلوئی ا، امید م، احمدی ح و، رفیعی ش، ۱۳۸۶. پیش بینی محتوای رطوبتی پسته رقم اکبری با شبکه عصبی مصنوعی. پژوهش های علوم و صنایع غذایی ایران ۵۶-۴۵: ۳.
- سجادی ج، غضنفری مقدم ا، رستمی ا، ۱۳۸۸. ارزیابی یک دستگاه هوشمند برای جداسازی پسته با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی و تبدیل موجک انعکاس صدا. مجله مهندسی بیوسیستم ایران ۱۶۱-۱۵۵: ۲.
- محبی م، ۱۳۸۵. کاربرد سیستم های هوشمند در خشک کردن میگو. پایان نامه دکترا، دانشگاه فردوسی مشهد.
- مختاریان م، شفاف زنونزبان م، ۱۳۹۰. پیش بینی سینتیک فرآیند آبیگری اسمزی کدوی حلوائی به کمک ابزار هوشمند شبکه ی عصبی مصنوعی در حالت استاتیک. مجله علوم و فناوری غذایی ۶۱-۷۳: ۱.
- میر صالحی م، ۱۳۸۷. شبکه های عصبی مصنوعی. انتشارات دانشگاه فردوسی، صفحات ۱۵۱-۱۵۴.
- نیرومند ح ع، ۱۳۸۴. تحلیل رگرسیون با مثال، انتشارات دانشگاه فردوسی، صفحات ۹-۱۰.
- AOAC, 1990. Official Methods of Analysis. Washington: Association of Official Analytical Chemists.
- Back T, Hoffmeister F, 1991. Extended selection mechanism in genetic algorithm. in proceeding of 4th international conference on genetic algorithm, Santiago, CA.
- Bingul Z, Sekman A, Zein-zabato S, 2000. Evolutionary approach to multi objective problems using genetic algorithms. IEEE transactions, international conference of systems, man and cybernetics.
- FAO, 2008. FaoStat Database. Available from <http://faostat.fao.org>.
- Ghazanfari A, Irudayaraj J, Kusalik A, 1996. Grading pistachio nuts using a neural networks approach. Transactions of the ASAE Journal, 39: 2319– 2324.
- Goldberg D E, 1989. Genetic algorithm in search, optimization and machine learning. Addison Wesley Publishing Co.
- Kashaninejad M, Mortazavi A, Safekordi A, Tabil L G, 2006. Some physical properties of Pistachio (*Pistacia vera* L.) nut and its kernel. Journal of Food Engineering, 72: 30–38.
- Kingsly A R P, Singh D B, Manikantan M R, Jain R K, 2006. Moisture dependent physical properties of dried pomegranate seeds (Anardana). Journal of Food Engineering, 75: 492–496.
- Mahmoudi A, Omid M, Aghagolzadeh A, Borghayee A M, 2006. Grading of Iranian's export pistachio nuts based on artificial neural networks. International Journal of Agriculture and Biology, 8: 371–376.
- McLean KA, 1989. Drying and stoing combinable crops. Farming Press.
- Navarro S, Brok B, Noyes R T, 2002. The mechanics and physics of modern grain aeration management. CRC press - 672 Pages.

- Omid M, Mahmoudi A, Omid M H, 2010. Development of pistachio sorting system using principal component analysis (PCA) assisted artificial neural network (ANN) of impact acoustics. *Journal of Expert Systems with Applications*, 37: 7205z–7212.
- Polat P, Aydin C, Erol A B, 2007. Some physical and mechanical properties of pistachio nut. *Journal of Agricultural Science*, 13: 237–246.
- Razavi S M A, Emadzadeh B, Rafe A, Mohammad Amini A, 2007a. The physical properties of pistachio nut and its kernel as a function of moisture content and variety: Part I. Geometrical properties. *Journal of Food Engineering*, 81: 209–217.
- Razavi S M A, Rafe A, Mohammadi Moghaddam T, Mohammad Amini A, 2007b. Physical properties of pistachio nut and its kernel as a function of moisture content and variety. Part II. Gravimetric properties. *Journal of Food Engineering*, 81: 218–225.
- Yetilmezsoy K, Demirel S, 2007. Artificial neural network (ANN) approach for modeling of Pb (II) adsorption from aqueous solution by Antep pistachio (*Pistacia Vera L.*) shells. *Journal of Hazardous Materials*, 153: 1288-1300.