

پیش‌بینی خواص فیزیکی پسته با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در طی فرآوری

محسن مختاریان^{۱*}، حمید توکلی‌پور^۲، فاطمه کوشکی^۳

^۱ عضو باشگاه پژوهشگران جوان، دانشگاه آزاد اسلامی واحد سبزوار، سبزوار، ایران

^۲ استادیار گروه علوم و صنایع غذایی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد سبزوار، سبزوار، ایران

^۳ دانش‌آموخته‌ی کارشناسی علوم و صنایع غذایی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد سبزوار، سبزوار، ایران

تاریخ پذیرش: ۹۰/۶/۱

تاریخ دریافت: ۹۰/۵/۲

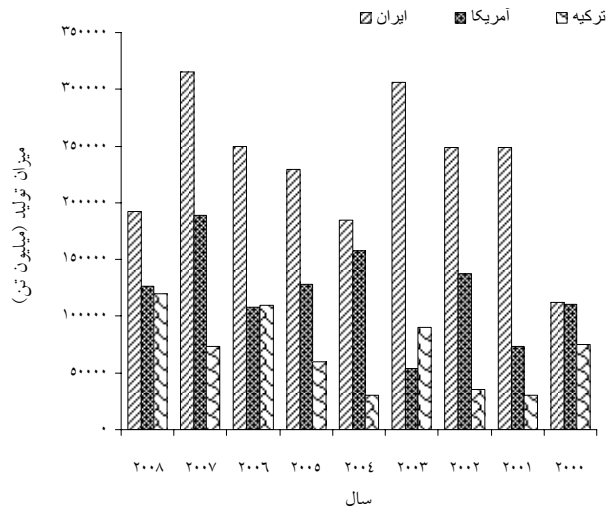
چکیده

شناخت خواص فیزیکی مغز پسته در فرآیندهای انتقال، خشک کردن، فرآوری، جداسازی، درجه بندی و ذخیره این محصول ارزشمند نقش اساسی ایفاء می‌کند. در این مطالعه، خواص فیزیکی پسته توسط مدل‌های مختلف شبکه‌ی عصبی شیشه‌سازی گردید. مدل‌های مختلف شبکه‌ی عصبی همراه با تابع‌های آستانه‌ی مختلف در پیش‌بینی مقادیر مساحت سطح، حجم، جرم و دانسیته‌ی ذره پسته مورد استفاده قرار گرفت. نتایج، نشان داد که که مدل شبکه‌ی عصبی تابع پایه‌ی شعاعی با تابع آستانه‌ی پایه‌ی شعاعی عادی بهترین نتیجه را در پیش‌بینی مقادیر مساحت سطح، حجم، جرم و دانسیته‌ی ذره پسته داشته به طوری که این شبکه توانست به ترتیب مقادیر مساحت سطح، حجم، جرم و دانسیته‌ی ذره‌ی پسته را با ضرایب تبیین ۰/۹۸۲، ۰/۹۸۲، ۰/۹۹۲ و ۰/۹۶۲ پیش‌بینی نماید. علاوه بر این، در این پژوهش، مساحت سطح، حجم، جرم و دانسیته‌ی ذره‌ی پسته از طریق معادلات رگرسیونی برازش داده شد. نتایج، نشان داد روش رگرسیونی خطی توانست مقادیر مساحت سطح، حجم، جرم و دانسیته‌ی ذره‌ی پسته به ترتیب با ضرایب تبیین ۰/۸۹۷، ۰/۹۳۱، ۰/۹۸۵ و ۰/۹۴۴ پیش‌بینی نماید. به طوری نتایج نشان داد که مدل شبکه‌ی عصبی توانایی بالایی در پیش‌بینی خواص فیزیکی پسته نسبت به روش رگرسیون خطی داشته است.

واژه‌های کلیدی: پسته، ابعاد محوری، خواص هندسی.

۱- مقدمه

پسته یکی از محصولات اصلی ایران، ترکیه و آمریکا می باشد. بر اساس نتایج FAO 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 سال های مختلف در سه کشور عمده تولید کننده در شکل (۱) نشان داده شده است (۷). بیش از ۶۰ رقم مختلف پسته در ایران در نواحی مختلف کشت می گردد (۱۸).



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

با توجه به آمار ارائه شده توسط FAO، ایران، بزرگ ترین تولید کننده پسته در جهان به شمار می رود. بخش عمده ای از تولید پسته ای ایران به خارج صادر می گردد که از نظر اقتصادی، منبع مهمی جهت کسب درآمدهای ارزی محسوب می شود. بنابراین، با توجه به جایگاه ویژه ای این محصول در اقتصاد کشور، دانستن خواص فیزیکی این محصول به منظور تسهیل عملیات فراوری دارای اهمیت می باشد. تعیین خواص ثقلی و هندسی غلات در طراحی تجهیزات برداشت، حمل و فرآوری و محاسبات ظرفیت سیلوهای ذخیره سازی و سایر ملزومات آن دارای اهمیت می باشد. به عنوان مثال، خواص نظیر دانسیته ظاهری، زاویه ریوز و ابعاد دانه جهت طراحی فضای ذخیره سازی و تجهیزات انتقال مواد ضروری می باشد (۱۲ و ۱۴). تحقیقات متعددی در رابطه با بررسی خواص ثقلی و هندسی محصولات کشاورزی مختلف انجام گرفته است.

رضوی و همکاران (۲۰۰۷) ویژگی های هندسی مغز و پسته کامل به عنوان تابعی از رطوبت و وارپته مورد بررسی قرار دادند. آن ها پنج رقم پسته ای 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 و دانه ی پسته یک رابطه ی رگرسیونی خطی برقرار می باشد (۱۸). رضوی و همکاران (۲۰۰۷) ویژگی های ثقلی مغز و پسته ی کامل را به عنوان تابعی از رطوبت و وارپته مورد بررسی قرار دادند. نتایج، نشان داد که محتوی رطوبت روی جرم، حجم، دانسیته ی واقعی و دانسیته ی توده مغز و پسته ی کامل یک رابطه ی خطی وجود داشت به طوری که با افزایش رطوبت این پارامترها افزایش می یابند. با این حال، تخلخل به صورت خطی با افزایش محتوی رطوبتی در مغز و پسته ی کامل، کاهش می یابد (۱۹). کاشانی نژاد و همکاران (۲۰۰۶) برخی از ویژگی های فیزیکی مغز و دانه ی 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 ی توده از ۴۶۵/۳۸ تا ۵۷۶/۲۰ کیلوگرم بر متر مکعب افزایش می یابد و دانسیته ی واقعی از ۱۱۸۰/۷۵ تا ۱۱۰۲/۷۸ کیلوگرم بر متر مکعب و تخلخل از ۶۰/۵۹ تا ۴۷/۷۵ درصد کاهش می یابد (۹). پولات و همکاران (۲۰۰۷) برخی از ویژگی های فیزیکی و مکانیکی پسته را مورد مطالعه قرار دادند. 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 ی 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، ۱۱/۳ میلی متر، ۱۳ میلی متر، ۱/۲۴ گرم، ۱۳۲/۶ میلی متر مربع، ۸۲ درصد، ۶۴ درصد، ۱۱۰۹/۸ کیلوگرم بر متر مکعب، ۴۸۸/۲ کیلوگرم بر متر مکعب و ۵/۸۱ متر بر ثانیه بود. برای پسته کامل به ترتیب ۱۵/۷ میلی متر، ۷/۳ میلی متر، ۷/۹ میلی متر، ۹/۶ میلی

1 - Projected area
2 - Terminal velocity

۱۲-۷ بهترین نتیجه را نشان داد (۱۵). یتلمزوی و دمیرل (۲۰۰۷) سیستم شبکه‌ی عصبی مصنوعی را برای مدلسازی جذب سرب از محلول آبی برای پوسته‌ی پسته‌ی آنتپ بررسی نمودند. در این پژوهش، پارامترهای عملیاتی شامل دُز جاذب، غلظت اولیه یون سرب، پی اچ 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 مولفه‌ی اصلی با ۱۱ نرون در لایه‌ی پنهان قادر به پیش‌بینی کارایی جذب با کمک تابع آستانه‌ی تانژانت سیگموئید در لایه‌ی پنهان و تابع خطی در لایه‌ی خروجی می‌باشد (۲۰).

هدف از این پژوهش، تخمین خواص فیزیکی پسته نظیر مساحت سطح، جرم دانه، حجم دانه و دانسیته‌ی ذره با کمک مدل‌های مختلف شبکه‌ی عصبی مصنوعی همراه تابع‌های آستانه‌ی مختلف و به دست آوردن بهترین مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی می‌باشد. با توجه به تولید جهانی بالای پسته و پتانسیل‌های صادراتی بالا برای این محصول ارزشمند، دانستن خصوصیات فیزیکی این محصول در عملیات فرآوری نظیر جداسازی یا سورتیک و درجه بندی این محصول ارزشمند لازم و ضروری به نظر می‌رسد.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- آماده‌سازی نمونه

در این تحقیق، پسته (رقم احمد آقایی) از بازار محلی تهیه و در ظروف درب بسته به آزمایشگاه انتقال یافت. قبل از شروع آزمایش‌ها عمل پاک‌سازی پسته‌ها از مواد زائد و باقی مانده‌ی مواد خارجی انجام گردید. کلیه‌ی آزمایش‌ها در این تحقیق روی مغز پسته انجام گرفت. رطوبت اولیه‌ی پسته ۴/۳۳ درصد (مبنای تر) تعیین گردید. رطوبت اولیه‌ی نمونه‌ها از طریق قرار دادن نمونه‌ها در آون اتمسفریک و در دمای ۱۰۵ درجه‌ی سانتی‌گراد به مدت ۴۸ ساعت تا دستیابی به وزن ثابت اندازه‌گیری گردید (۶).

۲-۲- تعیین شاخص‌های ثقلی و هندسی

در این تحقیق، شاخص‌های 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 نمونه‌های پسته در بسته‌های پلاستیکی از جنس پلی اتیلنی قرار گرفت و میزان مورد نیاز آب اضافه شده به نمونه، جهت تکمیل عملیات مشروط سازی طبق رابطه‌ی (۱) تعیین گردید (۱۰).

متر، ۰/۵۶ گرم، ۴۷/۷ میلی‌متر مربع، ۸۱ درصد، ۳۸ درصد، ۱۰۷۶/۲ کیلوگرم بر متر مکعب، ۵۰۸/۵ کیلوگرم بر متر مکعب و ۶/۲۶ متر بر ثانیه بود (۱۶).

در سال‌های اخیر، تحقیقات متعددی در زمینه‌ی استفاده از شبکه‌ی 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. احمد بهارلوئی و همکاران (۱۳۸۶) پیش‌بینی محتوی رطوبتی پسته‌ی رقم اکبری با شبکه‌ی عصبی مصنوعی را بررسی نمودند. نتایج، نشان داد که شبکه‌ی عصبی با سه لایه‌ی پنهان با ساختار ۱-۵-۳ بهترین نتیجه در پیش‌بینی محتوی رطوبتی پسته داشت. این شبکه در لایه‌ی پنهان اول ۸ نرون و در لایه‌ی پنهان دوم ۵ نرون دارد. مقادیر ضریب تبیین و MSE آن به ترتیب ۰/۹۹۸۹ و $۴/۲ \times ۱۰^{-۶}$ می‌باشد (۲). غضنفری و همکاران (۱۹۹۶) از شبکه‌ی عصبی مصنوعی جهت طبقه بندی چهار رقم پسته‌ی ایران بر اساس مشخصات به دست آمده از شکل دو بعدی آن‌ها استفاده کردند. دقت جداسازی در این تحقیق ۹۶ درصد برای پسته‌ی کله قوچی، ۹۷ درصد برای پسته‌ی رقم اکبری، ۹۳ درصد برای پسته‌ی رقم اوحدی و ۹۷ درصد برای پسته‌ی اوحدی نا خندان به دست آمده است (۸). محمودی و همکاران (۲۰۰۶) از شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای طبقه‌بندی چهار رقم پسته‌ی ایران بر اساس آنالیز صدای انعکاس پسته در حوزه‌ی زمان و فرکانس استفاده کردند. دقت جداسازی به ترتیب ۹۶٪، ۹۷٪، ۹۶٪ و ۹۹٪ برای پسته‌های کله‌قوچی، اکبری، بادامی و احمد آقایی به دست آمد (۱۱). سجادی و همکاران (۱۳۸۸) به بررسی ارزیابی یک دستگاه هوشمند برای جداسازی پسته با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و تبدیل موجک انعکاس صدا پرداختند. نتایج، نشان داد که میانگین دقت جداسازی دو گروه با شبکه‌ی 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 پسته‌ی پوک ۹۸ درصد و برای پسته‌های مغزدار ۹۴ درصد به دست آمد (۳). محمود امید و همکاران (۲۰۱۰) سیستم جداسازی پسته را با استفاده همزمان انعکاس صوت و تحلیل مولفه‌ی اصلی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی توسعه دادند. نتایج، نشان داد که شبکه‌ی عصبی با پیکربندی ۲-

تقریباً ۱۵ سانتی متری بالای استوانه به داخل استوانه رها شد، زمانی که یک حجم مشخصی از استوانه توسط مغزهای پسته پر شد، وزن مغزهای پسته توسط یک ترازوی دیجیتال توزین شد و توسط رابطه (۵) زیر دانسیته‌ی توده‌ی نمونه‌ها تعیین گردید:

$$\rho_b = \frac{m}{V_b} \quad (5)$$

در این معادله، m وزن مغزهای پسته بر حسب کیلوگرم، V_b حجم ظرف استوانه‌ای (مزور) بر حسب متر مکعب و ρ_b دانسیته‌ی توده مغزهای پسته بر حسب کیلوگرم بر متر مکعب می‌باشد.

برای تعیین دانسیته‌ی ذره^۴ مغزهای پسته از اصل جابه جایی مایع که برگرفته از قانون شناوری ارشمیدس می‌باشد استفاده گردید و توسط روابط (۶) تا (۷) دانسیته‌ی ذره، محاسبه گردید (۱۷):

$$V_k = \frac{(M_t - M_p) - (M_{pts} - M_{ps})}{\rho_t} \quad (6)$$

$$\rho_k = \frac{(M_{ps} - M_p)}{V_k} \quad (7)$$

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

۲-۳- مدل سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی^۵

۲-۳-۱- شبکه‌ی عصبی پرسترون^۶

شبکه‌ی 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. شبکه‌های عصبی معمولاً به صورت لایه لایه و منظم ایجاد می‌گردند. اولین لایه که اطلاعات و داده‌های ورودی به آن وارد می‌گردد لایه‌ی ورودی نامیده می‌شود. لایه‌های میانی لایه‌های مخفی و آخرین لایه که جواب‌های خروجی از مدل را فراهم می‌نماید لایه‌ی خروجی نامیده می‌شود (۱). ساده ترین و معمول ترین نوع شبکه‌ی عصبی که در بسیاری از علوم مهندسی از جمله تحقیق حاضر استفاده می‌گردد، شبکه‌ی عصبی چند لایه

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

در این معادله، Q مقدار آب اضافه شده بر حسب کیلوگرم، W_i جرم نمونه‌ی اولیه بر حسب کیلوگرم، M_i محتوای رطوبتی اولیه‌ی نمونه بر مبنای خشک، M_f محتوای رطوبتی نهایی نمونه بر مبنای خشک می‌باشد. جهت رسیدن نمونه‌ها به سطوح رطوبتی مورد نظر، پسته‌ها به مدت ۷ روز در دمای $5 \pm 10^\circ C$ در یخچال به منظور توزیع یکنواخت رطوبت در سراسر پسته‌ها و جلوگیری از رشد کپک در سطح نمونه، نگه‌داری گردید (۱۶). بعد از پایان یافتن مدت مشروط سازی، جهت اطمینان از متعادل سازی توزیع رطوبت، مجدداً محتوای رطوبتی نمونه‌ها 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 نمونه‌ی پسته به صورت تصادفی انتخاب گردید و توسط یک کولیس (مدل ورتکس^۱، M502، با دقت ۰/۰۱ میلی متر) ابعاد آن در سطوح مختلف رطوبتی تعیین گردید و میانگین مقادیر فوق مبنای محاسبات قرار گرفت (۱۸). برای محاسبه‌ی قطر متوسط هندسی^۲ دانه‌ی پسته در سطوح مختلف رطوبتی از رابطه‌ی (۲) استفاده گردید.

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

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 می‌باشد. مساحت سطح و حجم پسته توسط روابط ارائه شده توسط جین و بال (رابطه ۳ و ۴) محاسبه گردید (۱۳):

$$S = \frac{\pi B^2 L}{2L - B} \quad B = (WT)^{1/5} \quad (3)$$

$$V = \frac{\pi B^2 L}{6(2L - B)} \quad (4)$$

در این معادلات، S مساحت سطح بر حسب میلی متر مربع، V حجم نمونه بر حسب میلی متر مکعب می‌باشد.

به منظور تعیین دانسیته‌ی توده^۳ مغز پسته در سطوح مختلف رطوبتی از یک ظرف استوانه شکل نظیر استوانه مدرج (مزور) با ارتفاع ۳۰ سانتی متر و قطر ۲۰ سانتی متر استفاده گردید (۱۹). نحوه‌ی عمل به این صورت بود که مغزهای پسته از یک ارتفاع

4 - Kernel density (pk)

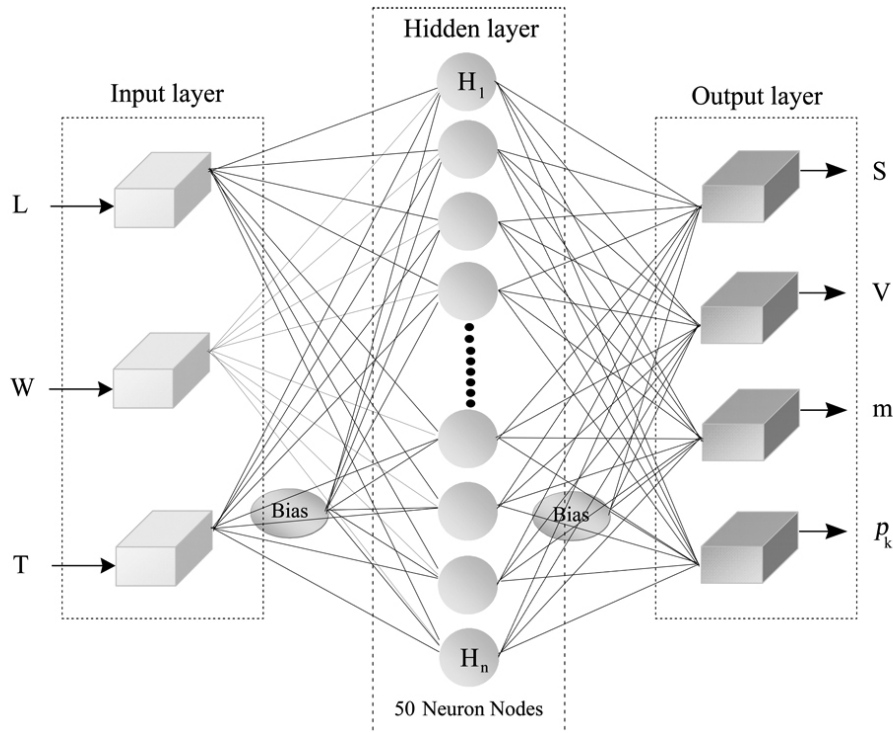
5 - Artificial neural network (ANN)

6 - Perceptron neural network (MLP)

1 - Vertex

2 - Geometric mean diameter (Dg)

3 - Bulk density (pb)



شکل ۲- ساختار شبکه‌ی عصبی، L قطر بزرگ؛ W قطر متوسط؛ T قطر کوچک؛ S مساحت سطح؛ V حجم دانه؛ m جرم دانه و p_k دانسیته‌ی ذره.

توابع زیادی در انتقال اعداد از لایه‌ی قبل به لایه‌ی بعد ممکن است مورد استفاده قرار گیرند. از جمله می‌توان توابع زیگموئید، گوس، تانژانت هیپربولیک و سکانت هیپربولیک را نام برد. ولی تابع زیگموئیدی بیش‌ترین استفاده را در مسائل مهندسی دارد. این تابع به صورت زیر می‌باشد:

$$f(z) = \frac{1}{1 + \exp(-z)} \quad (9)$$

در این پژوهش، ورودی‌های شبکه شامل قطر بزرگ، قطر کوچک و قطر متوسط در نظر گرفته شد. با کمک این آرایش، پارامترهای خروجی شبکه یعنی مساحت سطح، حجم دانه، دانسیته‌ی ذره و جرم دانه، پیش‌بینی گردید. چیدمان آرایش شبکه‌ی مذکور در شکل (۲) نشان داده شده است.

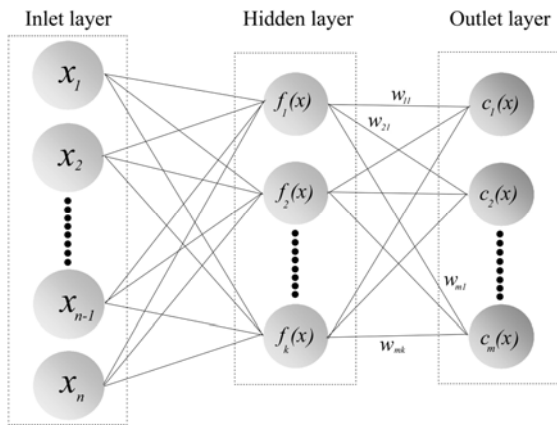
۲-۳-۲- شبکه‌ی عصبی تابع پایه‌ی شعاعی^۲

این شبکه با کاربردهای متنوع یکی از محبوب‌ترین شبکه‌های عصبی و احتمالاً رقیب اصلی پرسپترون چند لایه است. شبکه‌های تابع پایه‌ی شعاعی بیش‌تر از روش‌های طبقه‌بندی الگوی آماری سنتی الهام گرفته‌اند که این روش‌ها در واقع به شکلی در شبکه‌ی عصبی تجلی یافته‌اند. اما با منظور کردن شبکه‌ی تابع پایه‌ی شعاعی

پرسپترون همراه با ناظر که از روش پس انتشار خطا برای آموزش کمک می‌گیرد، می‌باشد. در این شبکه، تعداد نرون‌های لایه‌ی ورودی برابر با تعداد عناصر بردار ورودی و تعداد نرون‌های لایه‌ی خروجی برابر با تعداد عناصر بردار خروجی می‌باشد. آنالیز دقیق و واقعی برای پیدا کردن تعداد نرون‌های لایه‌ی میانی در کل بسیار پیچیده است اما می‌توان گفت که تعداد نرون‌های لایه‌ی میانی تابعی از عناصر برداری ورودی و همچنین حداکثر تعداد نواحی از فضای ورودی که به طور خطی از هم جدا پذیرند می‌باشد. از این رو تعداد نرون‌های لایه‌ی مخفی عموماً به طور تجربی به دست می‌آید. هر نرون توسط خروجی خود به نرون‌های لایه‌ی بعد متصل می‌گردد، ولی با نرون‌های لایه‌ی خودش ارتباط ندارد. خروجی هر نرون توسط رابطه‌ی (۸) زیر تعریف می‌گردد:

$$a = f\left(\sum_{i=1}^n p_i w_{j,i} + b_j\right) \quad (8)$$

در این رابطه $w_{j,i}$ مقدار وزن اتصال بین نرون i ام لایه‌ی مذکور با نرون j ام لایه‌ی قبل است که بیانگر اهمیت ارتباط بین دو نرون در دو لایه‌ی متوالی می‌باشد، b_j وزن مربوط به بایاس^۱ برای نرون j ام، p_i مقدار خروجی از نرون i ام لایه قبل، a مقدار خروجی از نرون j ام و f تابع آستانه‌ی نرون j ام.



شکل ۳- ساختار شبکه‌ی عصبی تابع پایه‌ی شعاعی

۲-۳-۳- مدل روش شناسی سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی^۲

در این پژوهش، تکنیک سطح پاسخ برای تعیین نقاط بهینه سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار گرفت. در فرآیند بهینه سازی ضریب مومنتوم^۳، تکرار یادگیری^۴ و تعداد نرون^۵ به عنوان متغیرهای مستقل فرآیند انتخاب گردید. میانگین مربعات خطای به عنوان متغیر پاسخ فرآیند در این پژوهش، مورد بررسی قرار گرفت. برای تجزیه تحلیل آماری از طرح مربع مرکزی^۶ شامل ۲۰ آزمایش با ۶ تکرار در نقاط مرکزی به کار گرفته شد. مقادیر کد شده و واقعی متغیرهای مستقل مورد استفاده در فرآیند بهینه سازی شبکه‌ی عصبی در جدول ۱ نشان داده شده است.

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

متغیرها	مقادیر کد شده و واقعی متغیرهای فرآیند	
	پایین	بالا
تعداد نرون (X_1)	۵۰	۲
ضریب مومنتوم (X_2)	۰/۷	۰/۱
تکرار یادگیری (X_3)	۷۰۰۰	۱۰۰

جهت آنالیز آماری داده‌ها از نرم‌افزار 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 می‌باشد:

در طبقه بندی کلی شبکه‌های عصبی، این روش‌ها که برای عده معدودی شناخته شده بودند به صورت گسترده ای به کار گرفته شده اند. معماری اصلی یک شبکه تابع پایه‌ی شعاعی همان طور که در شکل ۳ نشان داده شده، یک شبکه‌ی سه لایه است. لایه‌ی ورودی صرفاً یک لایه با انشعاب خروجی^۱ است و هیچ گونه پردازشی انجام نمی دهد. لایه‌ی دوم یا لایه‌ی پنهان یک نگاشت غیر خطی از فضای ورودی به یک فضای با بُعد بالاتر که در آن الگوها به صورت خطی تفکیک پذیر می شوند، انجام می دهد. بنابراین، لایه‌ی نهایی یک جمع وزنی ساده با یک خروجی خطی انجام می دهد. اگر از شبکه‌ی تابع پایه‌ی شعاعی برای تقریب تابع استفاده شود، آنگاه این خروجی خوب است. ویژگی منحصر به فرد شبکه‌ی تابع پایه‌ی شعاعی پردازشی است که در لایه‌ی پنهان انجام می شود. ایده این است که الگوها در فضای ورودی تشکیل خوشه‌هایی می دهند. اگر مراکز این خوشه‌ها معلوم باشند، آنگاه فاصله از مرکز خوشه را می توان اندازه گرفت. به علاوه، این فاصله غیر خطی در نظر گرفته می شود به طوری که برای یک الگو در ناحیه ای نزدیک به مرکز خوشه، مقداری نزدیک به ۱ به دست می دهد. خارج این ناحیه، این مقدار به شدت کاهش می یابد. تصور این است که این ناحیه، حول مرکز خوشه به طور شعاعی متقارن است، به این دلیل تابع غیر خطی به عنوان تابع پایه‌ی شعاعی شناخته می شود. متداول ترین تابع پایه‌ی شعاعی به صورت رابطه‌ی (۱۰) است:

$$\varphi(r) = \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

در یک شبکه‌ی تابع پایه‌ی شعاعی، r فاصله از مرکز خوشه است. مزایای بسیاری برای شبکه‌های عصبی تابع پایه‌ی شعاعی نسبت به شبکه‌های پرسپترون چند لایه‌ای ادعا شده است. گفته شده است که یک تابع پایه‌ی شعاعی سریع تر از یک شبکه‌ی پرسپترون چند لایه آموزش می یابد و مرزهای تصمیم بهتری تولید می کند. مزیت دیگری که ادعا شده است این است که تعبیر لایه‌ی پنهان در تابع پایه‌ی شعاعی، ساده تر از تعبیر لایه‌ی پنهان در یک شبکه‌ی چند لایه‌ای پرسپترون است (۵).

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

3 - Momentum coefficient

4 - Training epoch

5 - Number of neuron

6 - Central Composite Design (CCD)

1 - Fan out

۲-۳-۴- فرآیند یادگیری و انتخاب بهترین تابع عملکرد شبکه

برای توسعه مدل‌ها (در هر دو شبکه بکار رفته) ابتدا داده‌ها به دو زیر مجموعه تقسیم شدند: ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد باقیمانده هم برای آزمایش شبکه در نظر گرفته شدند. داده‌ها با استفاده از نرم‌افزار SPSS نسخه ۱۷ مدل‌سازی شد. برای تعیین بهترین چیدمان شبکه از دو معیار ضریب تبیین (R^2) و خطای مربعات میانگین (MRE) استفاده می‌شود که هدف به ترتیب بیشینه و کمینه نمودن پارامترهای فوق می‌باشد. این معیارها توسط معادلات (۱۲) و (۱۳) محاسبه می‌شوند.

$$MRE = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|(P_{ANN,i} - P_{exp,i})|}{P_{exp,i}} \right) \times 100 \quad (12)$$

$$R^2 = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^N (P_{ANN,i} - P_{exp,i})^2}{\sum_{i=1}^N (\bar{P}_{ANN,i} - P_{ANN,i})^2} \right] \quad (13)$$

در این معادلات، P_{ANN} مقدار پیش‌بینی شده برای پارامترهای خروجی از شبکه، P_E مقادیر داده‌های تجربی به دست آمده از آزمایش و N تعداد مشاهدات می‌باشد (۱۷). وارد کردن داده‌ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می‌شود از این رو داده‌های ورودی به شبکه باید نرمال شود. در صورتی که این مرحله انجام نشود شبکه در طول فاز آموزش همگرا نخواهد شد و نتایج مطلوب تولید نخواهد شد (۱). در این بررسی برای نرمالیزه کردن داده‌ها از رابطه‌ی (۱۴) استفاده شده است که ورودی‌ها را بین ۰/۱ و ۰/۹ استاندارد می‌نماید. در نهایت می‌توان خروجی‌های شبکه را با معکوس نمودن الگوریتم استاندارد سازی، به حالت اولیه برگرداند (۱، ۴).

$$X_n = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \times (I_{max} - I_{min}) + I_{mir} \quad (14)$$

در این معادله، x داده خام اولیه، X_n داده نرمالیزه شده، X_{max} و X_{min} به ترتیب مقادیر بیشینه و کمینه داده‌های اولیه و I_{max} و I_{min} به ترتیب حد بالایی و پایینی دامنه تغییرات داده‌های تبدیل شده است.

۳- نتایج و بحث

در این پژوهش، ترکیبی از لایه‌ها و نرون‌های مختلف همراه با توابع آستانه‌ی مختلف (در لایه‌های پنهان و خروجی) برای مدل‌سازی شبکه‌ی عصبی پرسپترون، تابع پایه‌ی شعاعی و مدل ترکیبی سطح پاسخ و شبکه‌ی پرسپترون مورد استفاده قرار گرفت.

$$Y_k = \beta_{ko} + \sum_{i=1}^r \beta_{kii} x_i^r + \sum_{i=1}^r \sum_{j=i+1}^r \beta_{kij} x_i x_j + \varepsilon_k \quad (11)$$

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 غیر معنی‌دار نمود به عنوان بهترین مدل انتخاب گردید.

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

عصبی مصنوعی		متغیرهای مورد بررسی		پاسخ‌ها	
شماره‌ی آزمون	تعداد نرون (X_1)	ضریب مومنتوم (X_2)	تکرار یادگیری (X_3)	مجموع مربعات خطا (Y)	پاسخ‌ها
۱	۵۰	۰/۷	۷۰۰۰	۰/۱۲۶۱۹	
۲	۲۶	۰/۴	۳۵۵۰	۰/۳۲۱۵۲	
۳	۵۰	۰/۷	۱۰۰	۰/۱۲۶۱۹	
۴	۲۶	۰/۴	۳۵۵۰	۰/۳۲۱۸۲	
۵	۲	۰/۷	۱۰۰	۰/۶۴۵۵۱	
۶	۲۶	۰/۴	۳۵۵۰	۰/۳۳۱۵۲	
۷	۲۶	۰/۴	۳۵۵۰	۰/۳۳۷۵۲	
۸	۲۶	۰/۱	۳۵۵۰	۰/۱۴۴۲۱	
۹	۵۰	۰/۴	۳۵۵۰	۰/۱۲۶۰۸	
۱۰	۲۶	۰/۴	۷۰۰۰	۰/۱۴۴۰۹	
۱۱	۲	۰/۱	۱۰۰	۰/۶۴۴۷۵	
۱۲	۲۶	۰/۴	۳۵۵۰	۰/۳۷۱۵۲	
۱۳	۲۶	۰/۴	۱۰۰	۰/۱۴۴۰۹	
۱۴	۲	۰/۴	۳۵۵۰	۰/۶۴۵۱۳	
۱۵	۲	۰/۱	۷۰۰۰	۰/۶۴۴۷۵۹	
۱۶	۲	۰/۷	۷۰۰۰	۰/۶۴۵۵۱	
۱۷	۵۰	۰/۱	۷۰۰۰	۰/۱۲۷۵۷	
۱۸	۲۶	۰/۴	۳۵۵۰	۰/۳۹۱۵۲	
۱۹	۲۶	۰/۷	۳۵۵۰	۰/۱۴۴۰۹	
۲۰	۵۰	۰/۱	۱۰۰	۰/۱۲۷۵۷	

دست آمده در خصوص شبکه‌ی عصبی پرسپترون چند لایه^۴ همراه با تابع محرک لوگ سیگموئید-لوگ سیگموئید با یک لایه‌ی پنهان نشان داد که (جدول ۴) چیدمان ۴-۱۸-۳، یعنی شبکه‌ی ای با ۳ ورودی، ۱۸ گره (نرون) در لایه‌ی پنهان و ۴ خروجی، بهترین نتیجه را برای پیش بینی خواص فیزیکی پسته داد. از طرف دیگر، نتایج شبکه‌ی عصبی پرسپترون همراه با تابع محرک تانژانت هیپربولیک-تانژانت هیپربولیک نشان داد که شبکه‌ی عصبی با پیکربندی ۴-۲۶-۳، بهترین نتیجه را در پیش بینی خواص فیزیکی پسته داشت. به طوری که این شبکه با تابع فعال سازی تانژانت هیپربولیک-تانژانت هیپربولیک توانست مساحت سطح، حجم دانه، جرم دانه و دانسیته‌ی ذره‌ی پسته را به ترتیب با ضرایب رگرسیون ۰/۹۱۶، ۰/۹۲۱، ۰/۹۴۴ و ۰/۹۴۷ تخمین بزند. این در حالی است که شبکه‌ی فوق با تابع فعال سازی لوگ سیگموئید-لوگ سیگموئید قادر به پیش بینی مساحت سطح، حجم دانه، جرم دانه و دانسیته‌ی ذره‌ی پسته به ترتیب با ضرایب تبیین ۰/۸۷۸، ۰/۸۹۵، ۰/۹۰۱ و ۰/۹۱۲ بود. بنابراین، با توجه به نتایج این دو تابع مشخص می‌گردد که تابع محرک تانژانت هیپربولیک-تانژانت هیپربولیک توانایی بالایی در پیش بینی خواص فیزیکی پسته، نسبت به تابع فعال سازی لوگ سیگموئید-لوگ سیگموئید دارد.

نتایج مدل شبکه‌ی تابع پایه شعاعی همراه با توابع فعال سازی تابع پایه‌ی شعاعی نرمالیزه شده^۵ و تابع پایه‌ی شعاعی عادی^۶ در جداول ۶ و ۷ نشان داده شده است. شبکه‌ی تابع پایه‌ی شعاعی سریع تر از یک شبکه‌ی پرسپترون آموزش می‌یابد. همان طور که در جدول مشاهده می‌گردد شبکه‌ی تابع پایه شعاعی^۷ همراه با تابع پایه‌ی نرمالیزه شده نشان داد که چیدمان ۴-۵۰-۳، یعنی شبکه‌ی ای با ۳ ورودی، ۵۰ عنصر پردازشی (نرون) در لایه‌ی پنهان و ۴ خروجی، بهترین نتیجه را برای پیش بینی مساحت سطح، حجم دانه، جرم دانه و دانسیته‌ی ذره‌ی پسته داشت. نتایج مشابه توسط شبکه‌ی تابع پایه‌ی شعاعی همراه با تابع پایه‌ی عادی مشاهده گردید به طوری که بهترین پیکربندی در این شبکه نیز چیدمان ۴-۵۰-۳ بود.

شبکه‌های عصبی با یک لایه‌ی پنهان، تعداد ۲ تا ۵۰ نرون به طور تصادفی انتخاب و قدرت شبکه در پیش بینی خواص فیزیکی پسته تخمین زده شد. برای آموزش شبکه‌ی پرسپترون با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا همراه با مومنت استفاده گردید که در آن ضریب مومنت برای تمام شبکه‌ها ۰/۹ و نرخ یادگیری ۰/۴ در نظر گرفته شد. برای به دست آوردن تعداد چرخه‌های آموزش مناسب یک شبکه‌ی آزمایشی یک لایه با تعداد نرون‌های لایه‌ی پنهان متغیر از (۲ تا ۵۰ نرون) با تعداد چرخه‌های متفاوت آموزش داده شد. نتایج حاصله حاکی از آن است که تعداد چرخه‌های آموزش ۷۰۰۰ بهترین دقت را در پیش بینی خواص فیزیکی پسته داشته و همچنین از آموزش بیش از حد شبکه نیز جلوگیری به عمل می‌آید. جدول (۳) دامنه‌ی تغییرات متغیرهای ورودی و خروجی شبکه‌های عصبی را نشان می‌دهد.

جدول ۳ - دامنه‌ی تغییر پارامترهای ورودی و خروجی

پارامتر	دامنه‌ی تغییر
قطر بزرگ (mm)	۱۹/۶۲-۱۴/۱
قطر متوسط (mm)	۱۲/۱۶-۷/۲۰
قطر کوچک (mm)	۱۰/۲-۶/۴۰
مساحت سطح (mm ²)	۴۲۴۹/۷۳-۱۴۳۳/۶۶
حجم دانه (mm ³)	۲۳۸/۹۴-۷۰۸/۲۸
جرم دانه (gr)	۰/۶۴۱۸-۰/۲۰۲۹
دانسیته‌ی ذره (gr/cm ³)	۰/۹۰۶-۰/۸۴۹

همان طور که گفته شد در این پژوهش از سه مدل مختلف شبکه‌ی عصبی مصنوعی همراه با توابع آستانه‌ی مختلف برای پیش بینی خواص فیزیکی پسته استفاده گردید. نتایج حاصل از بهینه سازی مدل شبکه‌ی عصبی پرسپترون همراه با توابع فعال سازی لوگ سیگموئید-لوگ سیگموئید^۱ و تانژانت هیپربولیک-تانژانت هیپربولیک^۲ به همراه چیدمان‌های به دست آمده در حالت‌های مختلف در جداول ۴ و ۵ نشان داده شده است. بررسی نتایج به

1 - Epochs
 2 - Logarithm sigmoid- Logarithm sigmoid activation function (logsig-logsig)
 3 - Hyperbolic tangent- Hyperbolic tangent activation function (tagh-tagh)

4 - Multilayer perceptron (MLP)
 5 - Normalized radial base function (NRBF)
 6 - Ordinary radial base function (ORBF)
 7 - Radial base function (RBF)

گرفت. متغیرهای بهینه سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی شامل تعداد نرون، تکرار یادگیری و ضریب مومنتوم بود. نتایج، نشان داد که در شرایط بهینه متغیرهای بهینه سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی یعنی تعداد نرون، تکرار یادگیری و ضریب مومنتوم به ترتیب ۴۳، ۵۴۰۵ و ۰/۷ می باشد. همچنین در این شرایط، مقدار خطای نسبی حداقل و از لحاظ مقداری ۰/۱۲۶۰۳ می‌باشد. مطلوبیت به دست آمده در شرایط بهینه برای متغیرها و پاسخ‌های مورد بررسی ۱ گزارش گردید. بنابراین، نتایج نشان داد که مدل ترکیب با ۴۳ نرون در لایه‌ی پنهان، بهترین نتیجه را در پیش‌بینی مساحت سطح، حجم دانه، جرم دانه و دانسیته‌ی ذره‌ی پسته داشت و این مدل توانست مساحت سطح، حجم دانه، جرم دانه و دانسیته‌ی ذره‌ی پسته را به ترتیب با ضرایب تبیین ۰/۸۹۱، ۰/۹۰۲، ۰/۹۲۱ و ۰/۹۲۵ پیش‌بینی نماید.

مقایسه‌ی مقادیر ضریب تبیین در دو حالت فوق نشان داد که شبکه‌ی عصبی تابع پایه‌ی شعاعی با تابع پایه‌ی عادی نتایج بهتری را در پیش‌بینی مساحت سطح، حجم دانه، جرم دانه و دانسیته‌ی ذره‌ی پسته داشت. مقادیر ضریب تبیین برای پیش‌بینی مساحت سطح، حجم دانه، جرم دانه و دانسیته‌ی ذره‌ی پسته به ترتیب ۰/۹۸۲، ۰/۹۸۲، ۰/۹۹۲ و ۰/۹۶۲ گزارش گردید همچنین مقادیر خطای نسبی به ترتیب ۰/۰۲۷۸، ۰/۰۲۷۸، ۰/۰۲۵۳ و ۰/۰۶۴۷ گزارش گردید.

سومین مدل مورد استفاده در پیش‌بینی خواص فیزیکی پسته مدل ترکیبی سطح پاسخ و شبکه‌ی عصبی مصنوعی می‌باشد. مدل ترکیبی سطح پاسخ و شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای تعیین شرایط بهینه‌ی پارامترهای شبکه‌ی عصبی مصنوعی با هدف کمینه نمودن مقدار خطای نسبی و بیشینه نمودن ضریب تبیین مورد استفاده قرار

جدول ۴- نتایج آنالیز شبکه‌ی عصبی پرسپترون در پیش‌بینی خواص فیزیکی پسته همراه با تابع آستانه‌ی لوگ سیگموئید- لوگ سیگموئید

دانسیته‌ی ذره		جرم دانه		حجم دانه		مساحت سطح		تعداد نرون	تعداد لایه‌ی مخفی
R ²	MRE	R ²	MRE	R ²	MRE	R ²	MRE		
۰/۴۲۸	۰/۴۴۴۲	۰/۳۹۸	۰/۸۹۷۱	۰/۴۸۳	۰/۸۳۵۹	۰/۴۵۱	۰/۸۵۶۸	۲	۱
۰/۸۶۱	۰/۱۵۳۹	۰/۶۹۷	۰/۳۱۳۵	۰/۶۶۷	۰/۳۳۷۷	۰/۶۷۱	۰/۳۴۲۴	۶	۱
۰/۶۱۷	۰/۴۱۲۱	۰/۵۴۳	۰/۴۶۷۸	۰/۵۳۰	۰/۴۸۶۵	۰/۵۱۶	۰/۵۱۰۳	۱۰	۱
۰/۶۷۷	۰/۳۶۷۵	۰/۳۵۱	۰/۹۵۲۷	۰/۲۹۱	۱/۰۰۲	۰/۲۹۱	۰/۹۷۶۱	۱۴	۱
۰/۹۱۲	۰/۰۶۰۲	۰/۹۰۱	۰/۱۱۱۵	۰/۸۷۸	۰/۱۳۱۰	۰/۸۹۵	۰/۱۱۴۹	۱۸	۱
۰/۸۷۲	۰/۱۸۸۴	۰/۵۹۲	۰/۴۱۰۲	۰/۶۴۹	۰/۳۵۵۹	۰/۶۴۲	۰/۳۷۰۸	۲۲	۱
۰/۷۳۰	۰/۲۸۷۷	۰/۶۴۱	۰/۳۷۴۶	۰/۶۹۹	۰/۳۲۸۶	۰/۶۵۸	۰/۳۷۹۲	۲۶	۱
۰/۸۷۶	۰/۱۲۰۶	۰/۸۳۴	۰/۱۹۶۵	۰/۸۲۳	۰/۱۹۲۳	۰/۸۲۶	۰/۱۷۹۱	۳۰	۱
۰/۵۴۶	۰/۶۰۲۸	۰/۴۶۱	۰/۶۹۸۸	۰/۴۹۸	۰/۷۳۹۳	۰/۳۰۱	۰/۸۹۸۶	۳۴	۱
۰/۴۱۰	۰/۶۷۰۲	۰/۵۶۹	۰/۵۷۲۵	۰/۶۶۵	۰/۴۹۸۷	۰/۶۸۲	۰/۴۶۱۴	۳۸	۱
۰/۸۲۸	۰/۱۷۸۵	۰/۸۱۴	۰/۲۳۰۱	۰/۸۵۱	۰/۱۹۳۸	۰/۸۳۷	۰/۱۹۵۱	۴۲	۱
۰/۶۹۱	۰/۴۲۵۰	۰/۷۰۵	۰/۴۳۲۷	۰/۶۶۶	۰/۴۵۲۸	۰/۶۵۷	۰/۶۴۱۱	۴۶	۱
۰/۸۹۹	۰/۰۹۱۹	۰/۸۵۹	۰/۱۵۰۷	۰/۸۳۵	۰/۱۶۷۵	۰/۸۳۶	۰/۱۷۱۷	۵۰	۱

جدول ۵- نتایج آنالیز شبکه‌ی عصبی پرسپترون در پیش بینی خواص فیزیکی پسته همراه با تابع آستانه‌ی تانژانت هیپربولیک- تانژانت هیپربولیک

دانشیته‌ی ذره		جرم دانه		حجم دانه		مساحت سطح		تعداد نرون	تعداد لایه‌ی مخفی
R ²	MRE	R ²	MRE	R ²	MRE	R ²	MRE		
۰/۵۴۳	۰/۴۷۴۳	۰/۷۳۵	۰/۹۱۲۸	۰/۷۶۰	۰/۳۱۳۷	۰/۷۴۷	۰/۳۱۸۲	۲	۱
۰/۸۵۱	۰/۱۶۴۲	۰/۷۰۱	۰/۳۳۰۸	۰/۷۰۵	۰/۳۱۲۲	۰/۷۲۳	۰/۳۵۱۱	۶	۱
۰/۹۱۴	۰/۱۰۱۷	۰/۶۹۸	۰/۳۹۴۱	۰/۶۵۳	۰/۳۸۳۲	۰/۶۲۱	۰/۳۹۸۸	۱۰	۱
۰/۸۵۹	۰/۱۷۴۸	۰/۵۵۷	۰/۷۴۱۸	۰/۶۵۸	۰/۴۳۶۶	۰/۶۸۰	۰/۴۶۲۲	۱۴	۱
۰/۹۱۶	۰/۰۹۰۶	۰/۸۴۳	۰/۱۶۲۵	۰/۸۵۷	۰/۱۸۱۲	۰/۸۵۷	۰/۱۶۶۴	۱۸	۱
۰/۸۶۳	۰/۱۲۰۱	۰/۷۴۸	۰/۴۴۱۶	۰/۶۵۲	۰/۴۶۵۹	۰/۷۴۴	۰/۳۴۴۱	۲۲	۱
۰/۹۴۷	۰/۰۴۸۳	۰/۹۴۴	۰/۰۶۴۴	۰/۹۲۱	۰/۰۷۷۵	۰/۹۱۶	۰/۰۷۱۷	۲۶	۱
۰/۵۶۸	۰/۴۵۵۳	۰/۴۲۶	۰/۷۱۵۹	۰/۵۸۴	۰/۴۶۰۹	۰/۴۳۹	۰/۶۰۵۶	۳۰	۱
۰/۵۸۴	۰/۳۷۷۷	۰/۶۴۱	۰/۵۶۴۵	۰/۳۴۸	۱/۹۹۲	۰/۵۰۸	۰/۵۹۹۲	۳۴	۱
۰/۳۹۶	۰/۷۶۶۴	۰/۲۵۶	۱/۰۳۴	۰/۲۷۱	۲/۹۳۶	۰/۲۷۹	۱/۰۷۶	۳۸	۱
۰/۳۵۱	۰/۷۸۴۳	۰/۳۲۷	۰/۶۰۲۰	۰/۲۹۲	۲/۷۰۱	۰/۵۹۳	۰/۶۰۳۳	۴۲	۱
۰/۹۴۶	۰/۰۳۲۱	۰/۸۹۸	۰/۱۱۹۶	۰/۹۱۰	۰/۱۳۱۳	۰/۸۴۱	۰/۲۰۲۵	۴۶	۱
۰/۴۵۳	۰/۲۳۱۶	۰/۷۹۴	۰/۹۶۶۰	۰/۳۸۶	۰/۹۲۳۱	۰/۲۳۱	۱/۲۴۱	۵۰	۱

جدول ۶- نتایج آنالیز شبکه‌ی عصبی تابع پایه‌ی شعاعی در پیش بینی خواص فیزیکی پسته با تابع آستانه‌ی پایه‌ی شعاعی نرمالیزه شده

دانشیته‌ی ذره		جرم دانه		حجم دانه		مساحت سطح		تعداد نرون	تعداد لایه‌ی مخفی
R ²	MRE	R ²	MRE	R ²	MRE	R ²	MRE		
۰/۳۱۵	۰/۶۷۸۲	۰/۶۲۳	۰/۳۸۰۱	۰/۶۰۶	۰/۳۹۷۹	۰/۶۰۶	۰/۳۹۷۹	۲	۱
۰/۶۰۸	۰/۳۸۸۴	۰/۷۳۲	۰/۲۶۷۵	۰/۷۱۳	۰/۲۸۷۳	۰/۷۱۳	۰/۲۸۷۳	۶	۱
۰/۶۵۳	۰/۳۳۴۸	۰/۸۱۴	۰/۱۸۴۱	۰/۷۹۶	۰/۲۰۲۴	۰/۷۹۶	۰/۲۰۲۴	۱۰	۱
۰/۶۳۲	۰/۳۴۵۴	۰/۸۳۸	۰/۱۵۷۶	۰/۸۲۶	۰/۱۷۰۷	۰/۸۲۶	۰/۱۷۰۷	۱۴	۱
۰/۶۹۲	۰/۲۸۵۹	۰/۸۴۰	۰/۱۴۷۱	۰/۸۲۹	۰/۱۵۹۰	۰/۸۲۹	۰/۱۵۹۰	۱۸	۱
۰/۷۵۹	۰/۲۱۶۳	۰/۹۲۷	۰/۰۶۸۷	۰/۹۱۷	۰/۰۸۰۵	۰/۹۱۷	۰/۰۸۰۵	۲۲	۱
۰/۷۸۷	۰/۱۹۳۹	۰/۹۲۷	۰/۰۶۲۵	۰/۹۱۷	۰/۰۷۳۸	۰/۹۱۷	۰/۰۷۳۸	۲۶	۱
۰/۷۸۷	۰/۱۹۸۶	۰/۹۴۱	۰/۰۵۴۵	۰/۹۳۱	۰/۰۶۵۲	۰/۹۳۱	۰/۰۶۵۲	۳۰	۱
۰/۸۵۷	۰/۰۱۴۵	۰/۹۴۹	۰/۰۴۸۴	۰/۹۳۹	۰/۰۵۸۷	۰/۹۳۹	۰/۰۵۸۷	۳۴	۱
۰/۸۴۴	۰/۱۱۵۰	۰/۹۵۳	۰/۰۴۲۳	۰/۹۴۴	۰/۰۵۲۷	۰/۹۴۴	۰/۰۵۲۷	۳۸	۱
۰/۹۰۱	۰/۰۶۷۷	۰/۹۵۶	۰/۰۲۸۲	۰/۹۵۴	۰/۰۳۱۴	۰/۹۵۴	۰/۰۳۱۴	۴۲	۱
۰/۹۰۱	۰/۰۶۵۸	۰/۹۵۹	۰/۰۲۶۰	۰/۹۵۸	۰/۰۲۸۷	۰/۹۵۸	۰/۰۲۸۷	۴۶	۱
۰/۹۰۷	۰/۰۶۴۹	۰/۹۶۶	۰/۰۲۵۴	۰/۹۶۵	۰/۰۲۸۰	۰/۹۶۵	۰/۰۲۸۰	۵۰	۱

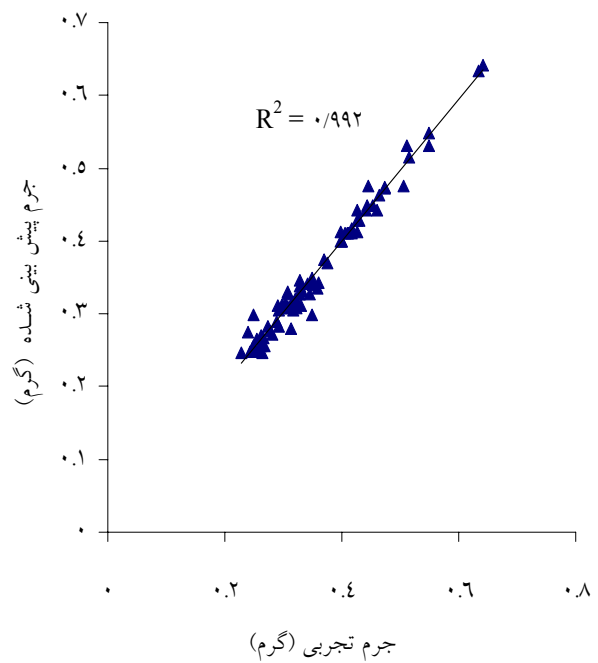
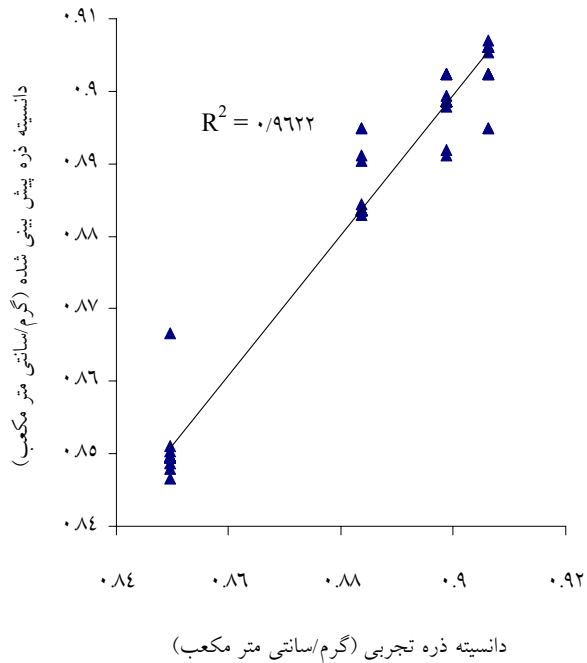
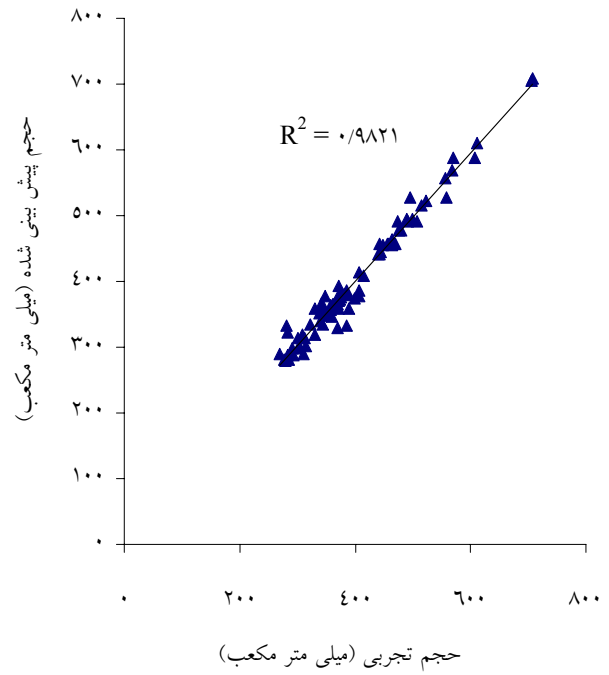
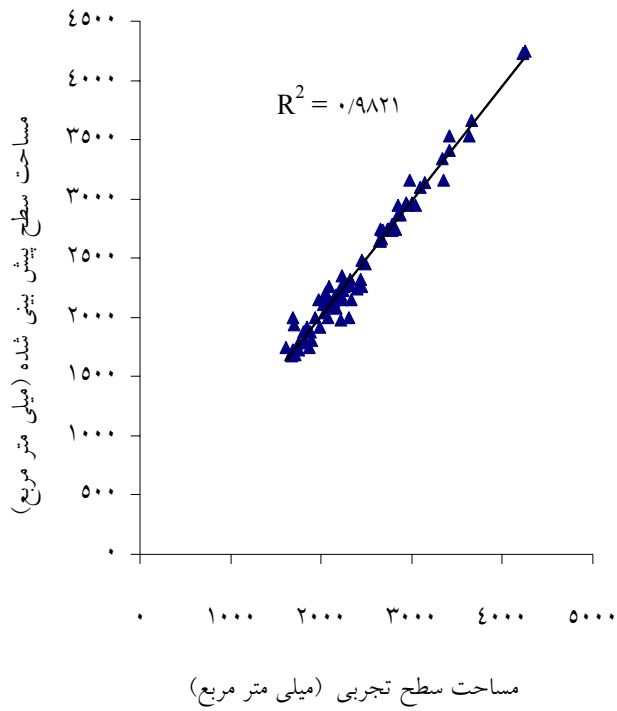
۰/۰۲۵۳ و ۰/۰۶۴۷) به عنوان بهترین مدل انتخاب گردید.

نمودار آنالیز حساسیت مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه‌ی عصبی تابه پایه‌ی شعاعی همراه با تابع فعال سازی پایه‌ی شعاعی عادی در برابر مقادیر تجربی برای بهترین چیدمان (ساختار ۴-۵۰-۳ یعنی شبکه‌ی عصبی با ۳ ورودی و ۵۰ نرون در لایه‌ی پنهان و ۴ خروجی) مدل شبکه تابع پایه‌ی شعاعی نشان داد که داده‌ها به طور تصادفی در اطراف خط رگرسیونی با ضریب تبیین بالاتر از ۰/۹۶۲ قرار گرفته اند که این خود دلیلی بر ارزیابی دقیق شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی خواص فیزیکی پسته می‌باشد (شکل ۴).

مقایسه‌ی نتایج مدل‌های شبکه‌ی عصبی برای تعیین بهترین مدل شبکه‌ی عصبی در پیش‌بینی خواص فیزیکی پسته در جدول ۸ نشان داده شده است. همان طور که مشاهده می‌گردد کلیه‌ی مدل‌های شبکه‌ی عصبی توانایی بالایی در پیش‌بینی خواص فیزیکی پسته داشته، ضریب تبیین مدل‌های شبکه‌ی عصبی بالاتر از ۰/۸۷۸ به دست آمد. با وجود این، مدل شبکه‌ی عصبی تابع پایه‌ی شعاعی همراه با تابع آستانه‌ی تابع پایه‌ی عادی با ۵۰ نرون در لایه‌ی پنهان، به دلیل داشتن ماکزیمم ضرایب تبیین و مینیمم خطای نسبی در پیش‌بینی مساحت سطح، حجم دانه، جرم دانه و دانسیته‌ی ذره‌ی پسته (به ترتیب دارای خطای نسبی ۰/۰۲۷۸، ۰/۰۲۷۸،

جدول ۷- نتایج آنالیز شبکه‌ی عصبی تابع پایه‌ی شعاعی در پیش‌بینی خواص فیزیکی پسته با تابع آستانه‌ی پایه‌ی شعاعی عادی

دانسیته‌ی ذره		جرم دانه		حجم دانه		مساحت سطح		تعداد نرون	تعداد لایه‌ی مخفی
R ²	MRE	R ²	MRE	R ²	MRE	R ²	MRE		
۰/۳۸۷	۰/۶۰۲۹	۰/۶۲۱	۰/۳۸۱۴	۰/۵۹۹	۰/۴۰۴۰	۰/۵۹۹	۰/۴۰۴۰	۲	۱
۰/۵۷۰	۰/۴۲۴۹	۰/۷۰۶	۰/۲۹۵۱	۰/۶۸۵	۰/۳۱۵۹	۰/۶۸۵	۰/۳۱۵۹	۶	۱
۰/۶۱۱	۰/۳۷۵۸	۰/۷۴۵	۰/۲۵۴۳	۰/۷۲۵	۰/۲۷۵۲	۰/۷۲۵	۰/۲۷۵۲	۱۰	۱
۰/۵۵۳	۰/۴۲۸۶	۰/۷۳۲	۰/۲۶۵۵	۰/۷۱۷	۰/۲۸۱۰	۰/۷۱۷	۰/۲۸۱۰	۱۴	۱
۰/۵۷۹	۰/۴۰۴۷	۰/۷۳۸	۰/۲۵۷۴	۰/۷۲۷	۰/۲۶۸۱	۰/۷۲۷	۰/۲۶۸۱	۱۸	۱
۰/۵۹۰	۰/۳۹۲۶	۰/۷۷۷	۰/۲۱۶۴	۰/۷۷۰	۰/۲۲۳۵	۰/۷۷۰	۰/۲۲۳۵	۲۲	۱
۰/۵۹۹	۰/۳۸۳۱	۰/۷۷۹	۰/۲۱۰۳	۰/۷۷۲	۰/۲۱۶۷	۰/۷۷۲	۰/۲۱۶۷	۲۶	۱
۰/۶۲۶	۰/۳۵۶۲	۰/۸۱۱	۰/۱۸۱۲	۰/۸۰۲	۰/۱۹۰۲	۰/۸۰۲	۰/۱۹۰۲	۳۰	۱
۰/۷۱۷	۰/۲۶۲۸	۰/۸۸۳	۰/۱۰۶۸	۰/۸۷۶	۰/۱۱۲۵	۰/۸۷۶	۰/۱۱۲۵	۳۴	۱
۰/۸۱۲	۰/۱۶۲۶	۰/۹۰۳	۰/۰۸۰۱	۰/۸۹۲	۰/۰۸۸۰	۰/۸۹۲	۰/۰۸۸۰	۳۸	۱
۰/۸۷۹	۰/۰۶۷۸	۰/۹۷۱	۰/۰۲۸۱	۰/۹۶۹	۰/۰۳۱۳	۰/۹۶۹	۰/۰۳۱۳	۴۲	۱
۰/۹۰۱	۰/۰۶۵۲	۰/۹۸۳	۰/۰۲۵۹	۰/۹۷۱	۰/۰۲۸۵	۰/۹۷۱	۰/۰۲۸۵	۴۶	۱
۰/۹۶۲	۰/۰۶۴۷	۰/۹۹۲	۰/۰۲۵۳	۰/۹۸۲	۰/۰۲۷۸	۰/۹۸۲	۰/۰۲۷۸	۵۰	۱



شکل ۴ - مقادیر پیش بینی شده و تجربی خواص فیزیکی توسط شبکه‌ی عصبی تابع پایه‌ی شعاعی با تابع فعال سازی پایه‌ی شعاعی عادی

جدول ۸- مقایسه‌ی مدل‌های شبکه‌ی عصبی در پیش‌بینی خواص فیزیکی پسته

دانشیه‌ی ذره	جرم دانه	حجم دانه	مساحت سطح	پارامترهای آماری	مدل شبکه همراه با تابع آستانه
۰/۹۱۲	۰/۹۰۱	۰/۸۷۸	۰/۸۹۵	R^2	MLP (لوگ سیگموئید)
۰/۰۶۰۲	۰/۱۱۱۵	۰/۱۳۱۰	۰/۱۱۴۹	MRE	
۳-۱۸-۴	۳-۱۸-۴	۳-۱۸-۴	۳-۱۸-۴	چیدمان	
۰/۹۴۷	۰/۹۴۴	۰/۹۲۱	۰/۹۱۶	R^2	MLP (تانزانگ هیپربولیک)
۰/۰۴۸۳	۰/۰۶۴۴	۰/۰۷۷۵	۰/۰۷۱۷	MRE	
۳-۲۶-۴	۳-۲۶-۴	۳-۲۶-۴	۳-۲۶-۴	چیدمان	
۰/۹۰۷	۰/۹۶۶	۰/۹۶۵	۰/۹۶۵	R^2	RBF (تابع پایه‌ی شعاعی نرمالیزه شده)
۰/۰۶۴۹	۰/۰۲۵۴	۰/۰۲۸۰	۰/۰۲۸۰	MRE	
۳-۵۰-۴	۳-۵۰-۴	۳-۵۰-۴	۳-۵۰-۴	چیدمان	
۰/۹۶۲	۰/۹۹۲	۰/۹۸۲	۰/۹۸۲	R^2	RBF (تابع پایه‌ی شعاعی عادی)
۰/۰۶۴۷	۰/۰۲۵۳	۰/۰۲۷۸	۰/۰۲۷۸	MRE	
۳-۵۰-۴	۳-۵۰-۴	۳-۵۰-۴	۳-۵۰-۴	چیدمان	
۰/۹۲۵	۰/۹۲۱	۰/۹۰۲	۰/۸۹۱	R^2	RSM-ANN (لوگ سیگموئید)
۰/۰۸۵۰۰۵	۰/۰۵۲۱۰	۰/۱۱۲۴۷	۰/۱۳۲۸۳	MRE	
۳-۴۳-۴	۳-۴۳-۴	۳-۴۳-۴	۳-۴۳-۴	چیدمان	

۴- نتیجه‌گیری

در این تحقیق، خواص فیزیکی پسته توسط سه مدل شبکه‌ی عصبی پیش‌بینی گردید و سپس مدل‌های مختلف برای به دست آوردن بهترین مدل شبکه‌ی عصبی مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج، نشان داد که مدل شبکه‌ی عصبی تابع پایه‌ی شعاعی با تابع فعال سازی پایه‌ی شعاعی عادی به عنوان بهترین مدل شبکه‌ی عصبی در پیش‌بینی خواص فیزیکی پسته انتخاب گردید. به طوری که این شبکه توانست مساحت سطح، حجم دانه، جرم دانه و دانشیه‌ی ذره‌ی پسته را به ترتیب با ضرایب تبیین ۰/۹۸۲، ۰/۹۸۲، ۰/۹۹۲ و ۰/۹۶۲ پیش‌بینی نماید که این ضرایب دقت بالای مدل شبکه‌ی عصبی را در پیش‌بینی این پارامترهای نشان می‌دهد. علاوه بر این، در این پژوهش، مساحت سطح، حجم دانه، جرم دانه و دانشیه‌ی ذره‌ی پسته از طریق معادلات رگرسیونی برازش داده شد. نتایج این حالت به صورت زیر به دست آمد:

مساحت سطح

$$S = 43.41Mc + 2706 \quad (R^2 = 0.931)$$

حجم دانه

$$V = 7.235 Mc + 451.0 \quad (R^2 = 0.897)$$

جرم دانه

$$m = 0.007 Mc + 0.378 \quad (R^2 = 0.985)$$

دانشیه‌ی ذره

$$\rho_k = 1.589 Mc + 845.7 \quad (R^2 = 0.944)$$

مقایسه‌ی نتایج به دست آمده توسط بهترین مدل شبکه‌ی عصبی با روش رگرسیون خطی در تخمین پارامترهای فوق نشان داد که مدل شبکه‌ی عصبی از قدرت بالایی در تخمین خواص فیزیکی پسته برخوردار است. به طور کلی پیشنهاد می‌گردد که در پژوهش‌های بعدی از سایر ابزارهای تخمین زن نظیر سیستم‌های فازی، سیستم استنتاج فازی-هصبی و همچنین سایر مدل‌های

physical properties of dried pomegranate seeds (*Anardana*). *Journal of Food Engineering*, 75, 492–496.

11- Mahmoudi, A., Omid, M., Aghagolzadeh, A. and 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.

12- McLean, K. A. 1989, *Drying & Storing Combinable Crops*. Farming Press.

13- Mpotokwane, S. M. Gaditlhatlhelwe, E. Sebaka, A. and Jideani V. A. 2008. Physical properties of bambara groundnuts from Botswana. *Journal of Food Engineering*, 89, 93–98.

14- Navarro, S & et al. 2002. *The Mechanics & Physics of Modern Grain Aeration Management*. CRC press.

15- Omid, M. Mahmoudi, A. and 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, 7205–7212.

16- Polat, P. Aydin, C. and Erol A. B. 2007. Some Physical and Mechanical Properties of Pistachio Nut. *Journal of Agricultural Science*, 13, 237–246.

17- Poonnoy, P. Tansakul, A. and Chinnan, M. 2006. Artificial Neural Network Modeling for Temperature and Moisture Content Prediction in Tomato Slices Undergoing Microwave-Vacuum Drying. *Journal of Food Engineering & Physical properties*, 49, 185–191.

18- Razavi, S. M. A. Emadzadeh, B. Rafe, A. and 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.

19- Razavi, S. M. A. Rafe, A. Mohammadi Moghaddam, T. and 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.

20- Yetilmezsoy, K. and 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.

شبکه‌های عصبی مصنوعی و توابع فعال سازی مختلف جهت مقایسه با مدل‌های تجربی استفاده گردد.

۵-منابع

۱- اسفندیاری درآباد، ف.، حسینی، س.ا.، مبارکی، م.ا. و حجازی زاده، ز. ۱۳۸۹، پیش بینی میانگین دمای ماهانه ایستگاه سینوپتیک سنج با استفاده از مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه (MLP)، *مجله‌ی جغرافیا (فصلنامه‌ی علمی- پژوهشی انجمن جغرافیای ایران)*، ۲۷، ۶۴–۴۵.

۲- بهارلویی، ا.، امید، م.، احمدی، ح. و رفیعی، ش. ۱۳۸۶. پیش بینی محتوای رطوبتی پسته رقم اکبری با شبکه‌ی عصبی مصنوعی، *مجله‌ی پژوهش‌های علوم و صنایع غذایی ایران*، ۳، ۵۶–۴۵.

۳- سجادی، ج.، غضنفری مقدم، ا.، رستمی، ا. ۱۳۸۸. ارزیابی یک دستگاه هوشمند برای جداسازی پسته با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و تبدیل موجک انعکاس صدا، *مجله‌ی مهندسی بیوسیستم ایران*، ۲، ۱۶۱–۱۵۵.

۴- رنجبر، ا.، عباسپور فرد، م.ح.، شیرچی، ی.ع. و روحانی، ع. ۱۳۸۸. پیش بینی هزینه‌های تعمیر و نگه داری تراکتور جاندر با استفاده از دو ساختار متفاوت شبکه‌ی عصبی MLP، *مجله‌ی اقتصاد و توسعه کشاورزی (علوم و صنایع کشاورزی)*، ۲، ۹۶–۸۷.

۵- میر صالحی، م. ۱۳۸۷. شبکه‌های عصبی مصنوعی، انتشارات دانشگاه فردوسی، ۱۵۱–۱۵۴.

6- AOAC, 1990. Official methods of analysis Washington: Association of Official Analytical Chemists.

7- FAO, 2008. FaoStat Database. Available from <http://faostat.fao.org>.

8- Ghazanfari, A., Irudayaraj, J. and Kusalik, A. 1996. Grading pistachio nuts using a neural networks approach. *Journal of Trans. ASAE*, 39, 2319–2324.

9- Kashaninejad, M. Mortazavi, A. Safekordi, A. and Tabil, L. G. 2006. Some physical properties of Pistachio (*Pistacia vera L.*) nut and its kernel. *Journal of Food Engineering*, 72, 30–38.

10- Kingsly, A. R. P. Singh, D. B. Manikantan, M. R. and Jain, R. K. 2006. Moisture dependent