

مقایسه سه روش شبکه‌های عصبی مصنوعی، مدل‌های آماری و مدل رفتار کشسان

برای پیش‌بینی ضریب کشسانی ظاهری دانه نخود

حسن ذکی دیزجی^۱، رضا امیری چایجان^۱ و سعید مینایی^۲

چکیده

هدف از مطالعه ویژگی‌های مقاومتی دانه‌ها عبارت است از استخراج خواص مهندسی برای بهینه‌سازی و طراحی صحیح ماشینهای کاشت و برداشت، فرآوری و انتقال محصول و کاهش صدمات مکانیکی به دانه‌ها. تفاوت مقدار ضریب کشسانی ظاهری و تنش مواد کشاورزی در تشخیص و بررسی رسیدگی محصول، دمای خشک‌کردن و روش‌های ذخیره‌سازی و فرآوری در جهت کنترل و کاهش ضایعات کاربرد دارد. در این تحقیق با استفاده از داده‌های آزمایش فشاری تک محوری دانه‌ی نخود مدل‌های آماری، مدل رفتار کشسان و یک شبکه‌ی عصبی مناسب برای پیش‌بینی ضریب کشسانی ظاهری معماری شده و سپس این سه روش با یکدیگر مقایسه شدند. با برازش منحنی‌های مختلف بر روی داده‌های اولیه، مدل‌های نمایی و خطی و نیز مدل رفتار کشسان بدست آمدند. به منظور پیش‌بینی ضریب کشسانی ظاهری دانه‌ی نخود به کمک خواص فیزیکی ظاهری و نتایج آزمون فشاری ساده، از شبکه‌های عصبی مختلفی استفاده شد. نتایج نشان داد که شبکه‌ی پرسپترون چندلایه، با الگوریتم پس انتشار خطا، دولایه‌ی پنهان، ده نورون در لایه‌ی مخفی اول و ده نورون در لایه‌ی مخفی دوم برای پیش‌بینی ضریب کشسانی ظاهری از پارامترهای ورودی قطر بزرگ، قطر کوچک، قطر متوسط، وارپته، جهت بارگذاری، ظرفیت رطوبت، نیرو و تغییرشکل مناسب است. بطوریکه با این شرایط خطای آموزش ۰/۱۹۲ و ضریب همبستگی ۰/۹۹۲۶ به دست آمد. نتایج مقایسه روش‌های مختلف نشان داد که مدل‌های آماری روشی ساده و قابل قبول برای پیش‌بینی ضریب کشسانی مواد می‌باشد. مدل رفتار کشسانی نسبت به سایر مدل‌ها از اطمینان کمتری برخوردار بوده و در برخی تیمارها مدل رفتار کشسانی مناسبی حاصل نشد. در حالت کلی استفاده از مدل‌های آماری برای پیش‌بینی ضریب کشسانی مناسب‌تر است. کما اینکه شبکه‌های عصبی مصنوعی روشی جدید، دقیق و هوشمند می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: نخود، ضریب کشسانی ظاهری، مدل رفتار کشسان، مدل آماری، شبکه‌های عصبی

مصنوعی

مقدمه

پارامترهای مهم که در پیش‌بینی رفتار این محصولات نقش بسزایی دارد، ضریب کشسانی ظاهری است. برآورد سریع و دقیق ضریب کشسانی، بدون استفاده از معادلات مربوطه برای تعیین خواص مکانیکی آن، می‌تواند در کاهش حجم محاسبات طولانی مؤثر بوده و پیش‌بینی

به دلیل تنوع بافت در محصولات کشاورزی، پیش‌بینی پارامترهای مکانیکی آنها با سختی و عدم قطعیت نسبتاً بالایی همراه است. یکی از

۱- دانشجوی دکتری مکانیک ماشین‌های کشاورزی،

دانشکده کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس

۲- دانشیار گروه مکانیک ماشین‌های کشاورزی،

دانشگاه تربیت مدرس

دلیل در محاسبه ضریب کشسانی، باید روش محاسبه ذکر شود.

بررسی منابع

بیشترین کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در کشاورزی، پیش بینی یک پارامتر با داشتن سایر پارامترها می‌باشد. برای مثال از شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان ابزار جایگزین سایر روشها برای تخمین حجم پوست درخت کاج استفاده شده است [۵]. در تحقیقی دیگر برای درجه بندی میوه سیب، دو روش آماری و شبکه‌ی عصبی مصنوعی مقایسه شده است [۱۱].

در ایران، با توجه به افزایش روزافزون جمعیت و همچنین اهمیت رژیم غذایی مناسب، کاشت حبوبات به ویژه نخود رو به افزایش است. میزان پروتئین بالای نخود (تا ۳۰٪) سبب افزایش تقاضا برای این محصول به عنوان یک غذای سالم شده است. ذکی دیزجی و همکاران [۱]، خزایی [۲]، کناک و همکاران [۱۳] و مینایی و همکاران [۳]، خواص فیزیکی، مکانیکی و مقاومتی دانه نخود را اندازه گیری و محاسبه کردند.

منحنی نیرو- تغییر شکل حاصل از روش بارگذاری تک محوری بر روی دانه‌های دست نخورده در ارزیابی، مقایسه و تشریح بافت‌های کشاورزی مورد استفاده قرار می‌گیرد [۱۴]. نکته مهم آن است که چون مواد کشاورزی (بیولوژیک) رفتار الاستیک و پلاستیک کامل ندارند، ویژگی‌های مقاومتی آنها مانند ضریب کشسانی ظاهری در نقاط مختلف منحنی، مقادیر متفاوتی خواهد داشت. هنری و همکاران [۷] رابطه نیرو- تغییر شکل مواد بیولوژیک (دارای ساختار سلولی)

فرایندهای فرآوری محصولات را تسهیل کند. استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان راهکاری مناسب برای ایجاد یک نگاشت غیرخطی بین متغیرهای مستقل و وابسته برای این هدف، می‌تواند راهگشا باشد. دانش شبکه‌ی عصبی مصنوعی، دانش جدیدی بوده و بکارگیری آن برای پیش بینی پارامترهای محصولات کشاورزی چندان گسترش نیافته است.

به منظور استخراج ویژگی‌های مقاومتی میوه‌جات، سبزیجات و محصولات دانه‌ای یکی از آزمایش‌های پایه، آزمون فشاری دانه دست نخورده است که می‌توان با کمک یک دستگاه اندازه‌گیری مناسب، منحنی نیرو- تغییر شکل را از آن بدست آورد. ضریب کشسانی برای مواد مهندسی در محدوده خطی منحنی تنش- کرنش، عددی ثابت است، ولی برای مواد بیولوژیک کامل و دست نخورده (مواد کشاورزی) به دلیل غیرخطی بودن منحنی و اینکه تنها در بخش کوچکی حالت خطی دارد، عدد ثابتی نخواهد بود و به جای آن ضریب کشسانی ظاهری مطرح است. در این رابطه، به منظور تشخیص بهتر منحنی تنش- کرنش و یا نیرو- تغییر شکل (این دو منحنی قابل تبدیل به یکدیگرند) سه تعریف خاص برای تعیین ضریب کشسانی ظاهری وجود دارد که در شکل ۱ آمده‌اند. اغلب روش ضریب شیب از مرکز (Secant Modulus) در محاسبات استفاده می‌شود [۱۵].

در نقاطی خاص ممکن است دو نقطه متفاوت روی منحنی دارای مقدار ضریب مماس و ضریب شیب از مرکز یکسان باشند. به عبارت دیگر، ممکن است ضریب مماس نقطه‌ای با ضریب شیب از مرکز نقطه‌ای دیگر برابر باشد. به همین

را به کمک تابعی بر مبنای سری تیلور، به صورت رابطه ۱ ارائه نمودند:

$$F = ax + bx^2 + cx^3 \quad (1)$$

در این معادله F نیرو با واحد نیوتن، x تغییر شکل با واحد میلی‌متر، a ، b ، c ضرایب کشسان می‌باشند که واحدهای آن به ترتیب N/mm ، N/mm^2 و N/mm^3 است. هنری و همکاران [۸] و [۹] از این مدل برای تعیین خواص کششی برگ‌های تنباکو و خواص مقاومتی سویا استفاده کردند. با کمک این مدل می‌توان توصیف کاملتری از منحنی نیرو- تغییر شکل به عنوان شاخص خصوصیات مکانیکی محصول دست نخورده به دست آورد، به ویژه اینکه با برآزش چنین معادله‌ای بر داده‌های استخراج شده که عمدتاً با ضریب تعیین بالای ۰/۹۹ انجام می‌گیرد، امکان تعیین مشخصات سه بخش اصلی منحنی فراهم می‌گردد. این قسمت‌ها عبارتند از (۱) بخش مقعر (کاو) ابتدای منحنی، (۲) بخش خطی منحنی شامل نقطه عطف و (۳) بخش محدب (کوژ) انتهایی منحنی که در آن شیب منحنی بطور قابل ملاحظه‌ای پیش از نقطه تسلیم کاهش می‌یابد (شکل ۲). شاید یکی از مهمترین نکات در این مدل امکان تشخیص یک آزمایش فشاری خوب از بد است. بر این مبنای اگر منحنی مورد نظر در ابتدا حالت مقعر نداشته باشد، به عنوان یک آزمایش «بد» تلقی شده و کنار گذاشته می‌شود.

این حالت به وضوح با علامت ضرایب X^2 و X^3 قابل تشخیص می‌باشد، بطوریکه در یک تست خوب ضریب X^3 همیشه منفی و ضریب X^2 همیشه مثبت است. بر اساس این روش در ارائه منحنی نیرو- تغییر شکل، می‌توان به مؤلفه‌های مشخصی از منحنی دست یافت که دو مورد آن

عبارتند از: بیشینه شیب مماسی (Maximum Tangent) که در نقطه عطف (نقطه ۲) اتفاق می‌افتد و نیز بیشینه شیب از مرکز (Maximum Secant) که در نقطه ۳، قبل از رسیدن به نقطه گسیختگی اتفاق می‌افتد. نکته قابل توجه در مورد این مدل آن است که شیب مماس و شیب از مرکز نقطه ۳ و شیب مماس نقطه ۱ با یکدیگر برابر هستند.

هدف این پژوهش ارائه روش‌های مختلف پیش‌بینی ضریب کشسانی ظاهری نخود با داشتن برخی خواص فیزیکی و مکانیکی آن و مقایسه‌ی این روش‌ها می‌باشد. این روش‌ها عبارتند از: مدل‌های آماری، مدل رفتار کشسانی و شبکه عصبی مصنوعی. برای اینکار یک شبکه عصبی مصنوعی با معماری مناسب برای پیش‌بینی ضریب کشسانی ظاهری نخود و مقایسه‌ی آن با مدل‌های آماری و مدل رفتار کشسانی تدوین گشت. به عبارت دیگر، این روش به دنبال یک نگاشت هشت بعدی (قطر بزرگ، قطر کوچک، قطر متوسط، وارسته، جهت بارگذاری، میزان رطوبت، نیرو و تغییر شکل) به کمک شبکه عصبی مصنوعی است تا در صورت توفیق، بتوان از مقادیر برآورد شده ضریب کشسانی ظاهری با اطمینان بالا در حل مسایل مربوط به فرآوری و نگهداری نخود استفاده کرد.

مواد و روشها

مواد

در این پژوهش از داده‌های اولیه‌ی مقاله‌ی ذکی و همکاران [۲] استفاده شد. ایشان دانه‌های سه رقم نخود (بیونیز، آی ال سی ۴۸۲ و فیلیپ ۹۳-۹۳) در سه سطح رطوبت (۱۵/۵، ۲۰/۸ و

۲۵/۶ درصد بر پایه تر) و سه جهت بارگذاری (طولی، عرض و پهلوئی) مورد آزمایش فشاری تک محوری قرار دادند. آزمون فشاری تک محوری از روش‌های عمومی مطالعه مواد کشاورزی است، زیرا بارگذاری در یک جهت، محاسبات مربوط به ضریب کشسانی را ساده‌تر می‌کند. با بهره‌گیری از داده‌های بدست آمده، مدل ریاضی رفتار کشسان دانه نخود و مدل‌های آماری تدوین گردیدند. سپس از میانگین داده‌ها در تیمارهای مختلف برای طراحی شبکه‌ی عصبی مصنوعی استفاده شد.

روشها

ضریب کشسانی ظاهری دانه‌های نخود با روش بارگذاری تک‌محوری و آزمایش صفحات تخت، اندازه‌گیری و با بکارگیری تئوری هرتز

محاسبه شد (جدول ۱). ابعاد دانه‌ها به وسیله کولیس mm ۰/۰۲ اندازه‌گیری شد و منحنی تغییرشکل-نیرو به وسیله دستگاه بارگذاری بدست آمد، سپس با بکارگیری برآزش‌های رگرسیونی نمایی و خطی، مدل‌های پیش‌بینی ضریب الاستیسیته با معلوم بودن خواص فیزیکی، نیرو و تغییر شکل با ضریب تعیین بیش از ۹۰٪ تدوین گردید. در انتها ضرایب مدل رفتار کشسان (a, b و c) برای همه آزمایش‌ها تعیین شده و آزمایش‌های "بد" کنار گذاشته شدند [۷].

در آزمایشها، سرعت بارگذاری بسیار کند (۷ mm/min) اعمال گردید، بطوری که نیروی اعمالی می‌تواند به عنوان نیروی استاتیکی لحاظ شود. بنابراین ضریب کشسانی را می‌توان از رابطه ۲ (رابطه هرتز) بدست آورد [۱۵]:

$$E = \frac{0.338 k^{3/2} F (1 - \mu^2)}{D^{3/2}} \times \left[\left(\frac{1}{R_{\min_1}} + \frac{1}{R_{\max_1}} \right)^{1/2} + \left(\frac{1}{R_{\min_2}} + \frac{1}{R_{\max_2}} \right)^{1/2} \right]^{1/2} \quad (2)$$

اندیس‌های ۱ و ۲ عبارتند از نقطه تماس بالا و پایینی دانه با صفحات فشاری تخت. در این فرمول‌ها L طول، T پهنا و W عرض دانه می‌باشد.

در این تحقیق برای میانگین‌گیری مقادیر و عملیات آماده‌سازی داده‌ها توسط نرم‌افزار SPSS، تحلیل رگرسیون توسط نرم‌افزار NeuralWorks Professional و نرم‌افزار 11/PLUS برای طراحی شبکه‌ی عصبی مصنوعی بکار برده شد.

در معادله بالا، E ضریب کشسانی ظاهری دانه بر حسب K، Mpa فاکتور بی‌بعدی که به خواص هندسی دانه بستگی دارد، F نیروی فشاری ماکزیمم بر حسب D، N تغییر شکل دانه بر حسب mm و بالاخره μ نسبت پواسون (بی‌بعد) است که با توجه به نسبت پواسون سایر بذور، ۰/۴ فرض شد. R_{\min} و R_{\max} عبارت است از بیشینه و کمینه شعاع انحنای دانه در نقطه تماس با صفحه بر حسب mm که توسط روابط زیر محاسبه می‌شوند [۱۵].

$$R_{\max} = \frac{(W+T)^2 - L^2}{4(W+T)} \quad (4)$$

$$R_{\min} = \frac{W+T}{4} \quad (3)$$

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی به منظور پیش‌بینی پدیده‌های مختلف در شاخه‌های مختلف علوم کاربردهای وسیعی یافته است. این روش بر مبنای ویژگیهای پردازشی شبکه عصبی مغز انسان الگوبرداری شده و برای تقریب روشهای معمول محاسباتی به کار می‌رود. کوچکترین واحد پردازش مغز، نورون (Neuron) نام دارد [۳]. هر نورون شامل ورودی‌هایی به نام دندریت (Dendrite)، هسته اصلی (بدنه) و خروجی‌هایی به نام اکسون (Axon) است. اکسون‌های یک نورون در محل سیناپس (Synapse) به نورون‌های دیگر متصل می‌شوند. هنگامی که نورون فعال می‌شود، سیگنالی الکتروشیمیایی درون اکسون‌ها ایجاد شده و سیگنال‌ها از طریق سیناپس‌ها به نورون‌های دیگر منتقل شده و آنها را تحریک می‌کند. هر نورون زمانی فعال می‌شود که مجموع سیگنال‌های ورودی به بدنه آن از حد آستانه معینی بیشتر شود. قدرت سیگنال دریافت شده توسط هر نورون به اثر سیناپس‌ها بستگی دارد. هر اتصال دارای وزن خاصی بین دو نورون است. این وزنها مانند اثر سیناپس‌ها در سیستم‌های بیولوژیکی عمل می‌کنند. مجموع وزندار سیگنال‌های ورودی، محاسبه شده و سپس از تابع آستانه می‌گذرد و خروجی هر نورون محاسبه می‌شود. بر اساس ترکیب‌های مختلف نورون‌ها و اعمال قوانین مختلف یادگیری، شبکه‌های مختلفی تشکیل می‌شود که از کاربردی‌ترین آنها می‌توان به شبکه پرسپترون چندلایه (MLP) و شبکه توابع پایه شعاعی*^x

(RBF) اشاره کرد [۹]. خروجی‌های لایه پنهان

در شبکه MLP برابر است با:

$$h_j = f(s_j) = f\left(\sum_{k=1}^N W_{jk} x_k\right) \quad (5)$$

و خروجی شبکه نیز عبارت است از:

$$y_i = f(s_i^*) = f\left(\sum_{j=1}^m W_{ij} h_j\right) \quad (6)$$

h_j خروجی نورون j ام در لایه پنهان، s_j مجموع وزندار نورون j ام در لایه پنهان، x_k ورودی نورون k ام در لایه ورودی، y_i خروجی نورون i ام در لایه خروجی و s_i^* مجموع وزندار نورون i ام در لایه خروجی است.

شبکه پرسپترون چند لایه شامل یک لایه ورودی، یک لایه پنهان و یک لایه خروجی است. برای آموزش این شبکه، معمولاً از الگوریتم یادگیری پس‌انتشارخطا[†] (BP) استفاده می‌شود که مراحل آموزش به کمک این الگوریتم عبارتست از [۱۰]:

(الف) - اختصاص ماتریس وزن تصادفی به هر یک از اتصالات (ب) - انتخاب بردار ورودی و بردار خروجی متناسب با آن (ج) - محاسبه خروجی نورون در هر لایه و در نتیجه محاسبه خروجی نورونها در لایه خروجی (د) - بهنگام‌سازی وزنها به روش انتشار خطای شبکه به لایه‌های قبل که خطای یادشده ناشی از اختلاف بین خروجی واقعی و خروجی محاسبه شده است. (ه) - ارزیابی عملکرد شبکه

[†] Back Propagation

* - Radial Basis Functions

آموزش دیده به کمک برخی شاخص‌های تعریف شده مانند جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و سرانجام برگشت به قسمت (ج) یا پایان آموزش.

شبکه RBF شبیه به شبکه MLP است ولی محاسبات به وسیله نوروتهایی متفاوت در لایه پنهان انجام می‌شود. به علت انتخاب تابع آستانه گوسی در نوروتهای لایه میانی، این شبکه، حل مسائل دسته‌بندی را به خوبی انجام می‌دهد. زیرا می‌تواند الگوها را به طور شعاعی روی دوایر متحدالمركز تقسیم کرده و بردارهای مختلف را با فواصل یکسان از مرکز در یک دسته قرار دهد. از سوی دیگر، تابع آستانه نوروتهای خروجی، از نوع خطی ساده بوده و بنابراین از الگوریتم‌های بهینه‌سازی خطی می‌توان استفاده کرد که باعث افزایش سرعت شده و خطر کمینه‌های محلی را کاهش می‌دهد. همچنین چون این شبکه فقط یک لایه پنهان دارد، مشکل تعدد لایه‌ها مرتفع می‌شود [6]. خروجی نوروتهای لایه پنهان در این شبکه عبارت است از:

$$h_j = \exp\left(-\frac{\|x_i - c_j\|^2}{\sigma_{ij}^2}\right) \quad (7)$$

x_i بردار الگوی ورودی، σ_{ij}^2 واریانس هسته گوسی و $c_j = [c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jn}]^T$ مرکز هسته گوسی است.

طراحی شبکه عصبی مصنوعی

تعداد ۱۹۵ آزمایش در شرایط مختلف مطابق روش ذکر شده در ابتدای این بخش اجرا شد و نتایج در قالب جدول ۱ آورده شده است. در

مجموع ۲۴ الگو برای معرفی به شبکه عصبی مصنوعی بدست آمد.

تحت شرایط بیان شده در بخش قبل، شبکه عصبی مصنوعی با هشت نرون لایه ورودی (قطر بزرگ، قطر کوچک، قطر متوسط، وارسته، جهت بارگذاری، میزان رطوبت، نیرو و تغییرشکل) و یک نرون لایه خروجی (ضریب کشسانی ظاهری) طراحی شد.

شکل ۳ معماری شبکه عصبی مورد استفاده را نشان می‌دهد. پارامترهای ورودی و خروجی آزمایشی و چگونگی اتصال لایه‌ها در شکل مذکور نشان داده شده است. تعداد بهینه نوروتهای لایه‌های پنهان از روش آزمون و خطا به دست آمد. برای این منظور از نرم‌افزار NeuralWorks Professional 11/PLUS استفاده گردید.

برای آموزش، ابتدا داده‌ها به طور تصادفی به دو قسمت تقسیم شد، به طوری که ۷۵٪ آنها (۱۸ داده) برای آموزش و ۲۵٪ باقیمانده (۶ داده) برای آزمون شبکه انتخاب شدند.

به منظور دستیابی به پاسخ مناسب چند الگوریتم مختلف برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار گرفت. این الگوریتم‌ها عبارتند از: الگوریتم پس‌انتشار خطا و شبکه تابع پایه شعاعی. توابع آستانه مختلفی نیز برای یافتن حالت بهینه آن مورد ارزیابی قرار گرفت که عبارتند از: تابع سینوسی، تابع سیگموئید، تابع خطی و تابع تانژانت هایپربولیک. قواعد یادگیری مختلفی در فرایند آموزش مورد استفاده قرار گرفت که عبارتند از: قاعده دلتا*،

* Delta Rule

پس از انتخاب شبکه مناسب و مقادیر مطلوب برای توابع آستانه، قاعده یادگیری، تعداد لایه‌های مخفی و تعداد نورون‌ها در هر لایه، باید مقدار مناسب تعداد تکرار، ضریب یادگیری و ضریب اندازه حرکت انتخاب شود. به روش آزمون و خطا، مقدار ضریب اندازه حرکت مناسب ۰/۴، ضریب یادگیری برای لایه اول ۰/۳، برای لایه پنهان دوم ۰/۲۵ و برای لایه خروجی نیز ۰/۱۵ انتخاب شد. تعداد تکرار نیز ۴۰۰۰۰ برای شبکه MLP انتخاب گردید.

نتایج و بحث

شبکه‌ی عصبی

نتایج خطای آموزش نشان داد که میزان خطای مربعات میانگین برای شبکه MLP با تابع آستانه سیگموئید، قاعده یادگیری ExtDBD، ده نورون در لایه پنهان اول و ده نورون در لایه پنهان دوم، کمترین مقدار (۰/۰۱۹۲) است. با RMSE مذکور مقدار $R^2 = ۰/۹۹۲۶$ محاسبه شد. برازش داده‌های آزمایشی و محاسبه شده به وسیله شبکه عصبی طراحی شده برای ضریب کشسانی ظاهری (E) در شرایط آزمون، در شکل ۴ نشان داده شده است. در حالیکه با شبکه RBF، ضریب همبستگی بهتر از ۰/۹۳۵۴ حاصل نشد. بهترین مقادیر بررسی‌های دو شبکه RBF و MLP در جدول ۲ آورده شده است. چگونگی یادگیری شبکه طراحی شده بهینه در شکل ۵ نشان داده شده است.

برای جلوگیری از وراآموزی شبکه طراحی شده، ضریب همبستگی مقادیر پیش‌بینی شده و

قاعده نرم-انباشت^{*}، قاعده[†] Ext DBD، قاعده پس انتشار سریع[‡]، قاعده بیش پس انتشار[§]، قاعده دلتا-بار-دلتا^{**}. برای یافتن شبکه‌ای با توپولوژی مناسب به کمک الگوریتم‌های آموزشی، از معیار خطای مربعات میانگین استفاده می‌شود و هدف کمینه شدن خطای مذکور است که با رابطه (۸) تعریف می‌شود [۶ و ۱۲]:

(۸)

$$E_{RMS} = \sum_{p=1}^M \sum_{i=1}^N (S_i - T_i)^2$$

E_{RMS} خطای مربعات میانگین در مرحله آموزش، S_i خروجی شبکه در نورون i ام، T_i خروجی هدف در نورون i ام، N تعداد نورونهای خروجی و M تعداد الگوهای آموزشی است. برای افزایش دقت و سرعت شبکه عصبی مصنوعی اقدام به هنجارسازی داده‌های ورودی و خروجی طبق رابطه (۹) شد:

$$X_n = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (9)$$

در رابطه فوق X بیانگر داده آزمایشی، X_{\min} و X_{\max} به ترتیب حداقل و حداکثر داده‌ها و X_n داده نرمال شده بین صفر و یک است. مقدار خطای متوسط آموزش برای شبکه تابع پایه شعاعی و پرسپترون چندلایه در برخی موارد یکسان بود. بنابراین نسبت به بهینه‌سازی هر دو شبکه اقدام شد. ابتدا تعداد لایه پنهان و تعداد نورون در هر لایه، به روش سعی و خطا مورد بررسی قرار گرفت.

* Norm-Cum-Delta Rule

† Ext DBD Rule

‡ QuickProp Rule

§ MaxProp Rule

** Delta-Bar-Delta Rule

†† - Over-Training

استخراج مدل رفتار کشسان

بر اساس آزمایش فشاری محوری بر روی دانه‌های کامل نخود، منحنی نیرو-تغییر شکل حاصله برای هر دانه بدست آمد. در این مرحله معادله چند جمله‌ای درجه ۳ بر کلیه داده‌ها برازش داده شد و آزمایش‌های بد کنار گذاشته شدند. میانگین ضریب تعیین حاصل از برازش منحنی بر ارقام مختلف عموماً بیش از ۰/۹۹ می‌باشد. شکل ۷ نمونه‌ای از این منحنی‌ها و معادله برازش شده بر آن را نشان می‌دهد. بر اساس مدل هنری (مدل رفتار کشسانی)، ضرایب معادله درجه ۳ تعیین شد. در جدول ۶ میانگین این ضرایب همراه با میانگین ضریب تعیین نشان داده شده است. در اکثر موارد در رطوبت ۲۵٪ منحنی نیرو-تغییر شکل مطابقت خوبی با مدل هنری نداشت. دلیل آن به احتمال زیاد، بالا بودن رطوبت نخود می‌باشد. حال با داشتن معادله نیرو-تغییر شکل می‌توان مشتقات اول و دوم تعیین کرده و بیشینه شیب مماسی و بیشینه شیب از مرکز را به دست آورد. بیشینه شیب مماس در نقطه ۲ و بیشینه شیب از مرکز در نقطه ۳ بدست می‌آید (شکل ۲). داده‌های حاصله در جدول ۶ درج شده‌اند. شیب از مرکز نقطه ۱ نیز برای مقایسه، در جدول آورده شده است.

آزمایش‌های «بد» می‌توانند از دو جنبه چنین تلقی شوند، نخست از دیدگاه دستگاه و دیگری بافت دانه. برخی از علل احتمالی ایجاد آزمایش بد عبارتند از: ۱- ممکن است دانه دارای آسیب‌های مکانیکی باشد که با چشم دیده نمی‌شوند. ۲- چون دانه نخود تقریباً کروی شکل است، هنگام قرارگیری روی صفحه فشاری پایینی، غلطیده و در جهت درست قرار نگرفته

آزمایشی در چرخه‌های آموزش مختلف ترسیم شد (شکل ۶). می‌توان دریافت که ۴۰۰۰۰ تکرار مناسب‌ترین چرخه آموزش برای شبکه عصبی طراحی شده است.

مقادیر واقعی پیش‌بینی شده ضریب کشسانی ظاهری و میزان انحراف آن از مقادیر آزمایشی در جدول ۳ نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که دقت شبکه عصبی در پیش‌بینی ضریب کشسانی بسیار خوب است.

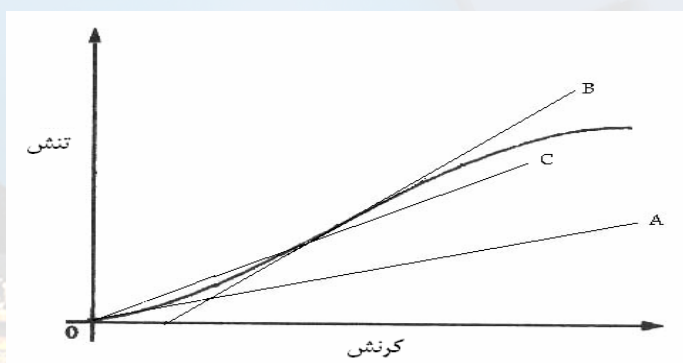
مدل‌های آماری

مدل‌های آماری از برازش منحنی‌های رگرسیونی بر داده‌ها اولیه بدست آمدند. بدین منظور با توجه به اینکه اثر جهت بارگذاری بر مقدار ضریب کشسان بسیار معنی دار می‌باشد [۱]، لازم است مدل‌های آماری به تفکیک جهت بارگذاری تدوین شوند. مدل‌های آماری به تفکیک رقم، به علت نزدیک بودن ضرایب مدل‌ها نسبت به یکدیگر، آورده نشده‌اند. در جدول ۴ مدل‌های رگرسیونی حاصل از برازش نمایی ضریب کشسان بر حسب رطوبت و قطر هندسی به تفکیک جهت بارگذاری ارائه شده است. از این مدل‌ها می‌توان برای تخمین ضریب کشسانی ظاهری دانه بر حسب رطوبت و قطر هندسی استفاده کرد.

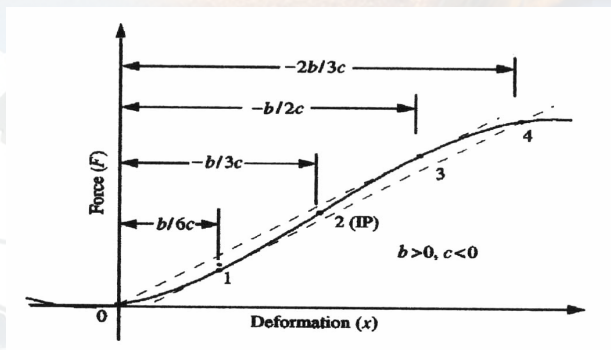
مدل‌های آماری خطی مناسبی برای پیش‌بینی ضریب کشسانی بدست نیامد. تنها یک مدل با ضریب تبیین قابل قبول بدست آمد که در جدول ۵ آورده شده است.

می‌شود. در هنگام آزمایش مشاهده گردید که در بارگذاری در جهت طول دانه و تغییرشکل حدود یک میلی‌متر، گسیختگی اولیه‌ای ایجاد می‌شد که به احتمال قوی ناشی از تخریب جنین دانه می‌باشد.

باشد. ۳- رطوبت زیاد دانه باعث گسیختگی‌های فرعی شده که ناشی از تخریب پوست یا جنین می‌باشد (مشاهده گردید که در رطوبت بالای ۲۰٪ نخود نرم می‌شد). رطوبت پایین در برخی نخودها باعث اشتباه شدن نتایج می‌شود، زیرا پوست و یا لپه بسیار ترد، با اعمال نیروی بسیار کمی گسیخته



شکل ۱ منحنی تنش-کرنش برای مواد بیولوژیک (A: ضریب مماس اولیه B: ضریب مماس C: ضریب شیب از مرکز)

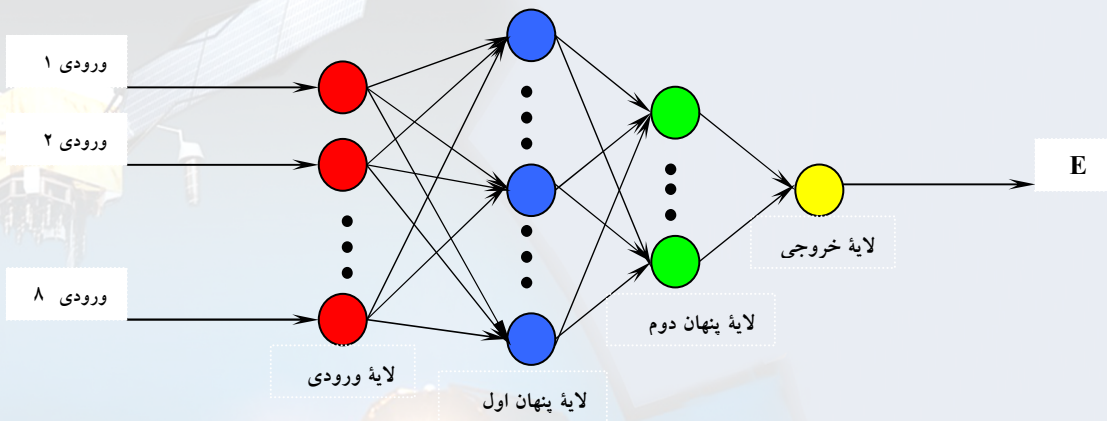


شکل ۲ منحنی طرحوار نیرو- تغییر شکل برای مواد بیولوژیک

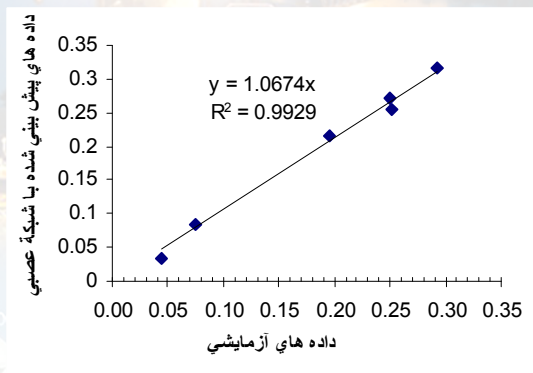
جدول ۱ میانگین مقادیر پارامترهای اندازه‌گیری و محاسبه شده

رقم	شماره الگو	رطوبت	جهت بارگذاری	پهنا	عرض	طول	قطر هندسی	نیرو	تغییر شکل	ضریب الاستیسیته
		w. b.		mm	mm	mm	mm	N	mm	Mpa
	۱	25%	T	7/44	7/73	10/13	8/35	64/17	2/13	6/17
	۲	25%	W	7/47	7/87	9/15	8/13	62/32	2/09	5/89
	۳	25%	L	7/12	7/27	9/62	7/92	28/29	1/63	4/76
بیونیژ	۴	20%	T	7/67	7/87	9/68	8/36	109/79	1/57	16/86
	۵	20%	W	7/37	7/61	9/40	8/08	71/45	1/60	10/78
	۶	20%	L	7/03	7/34	9/07	7/76	43/66	1/72	6/51
	۷	15%	W	7/24	7/50	9/49	8/02	156/78	1/24	39/51
	۸	15%	L	7/35	7/51	9/52	8/07	175/63	1/81	24/96
	۹	25%	T	7/74	8/08	9/25	0/25	28/74	2/13	2/89
	۱۰	25%	W	7/54	7/60	9/31	8/33	39/60	1/88	4/64
	۱۱	25%	L	7/95	8/21	9/87	8/11	51/40	2/15	5/09
آی ال سی	۱۲	20%	T	7/43	7/71	9/01	8/63	48/56	1/30	10/96
	۱۳	20%	W	7/39	7/63	8/95	8/02	51/96	1/22	12/94
	۱۴	20%	L	7/19	7/52	8/81	7/96	46/60	1/44	9/39
	۱۵	15%	W	7/39	7/52	9/22	7/81	154/79	1/40	32/81
	۱۶	15%	L	7/23	7/48	8/79	8/00	135/31	1/60	23/31
	۱۷	25%	T	7/54	8/08	9/75	7/81	79/99	1/50	14/07
	۱۸	25%	W	7/89	8/34	10/22	0/29	96/97	1/85	14/63
	۱۹	25%	L	7/92	8/37	10/25	8/41	33/40	1/65	5/10
فیلیپ	۲۰	20%	T	7/59	7/85	9/97	8/76	124/03	2/00	13/70
	۲۱	20%	W	7/55	7/79	9/88	8/79	99/04	1/77	13/05
	۲۲	20%	L	7/63	7/95	10/07	8/40	64/45	2/06	6/57
	۲۳	15%	W	7/59	7/83	9/83	8/35	186/17	1/24	43/18
	۲۴	15%	L	7/55	7/84	9/81	8/48	138/28	1/85	16/57

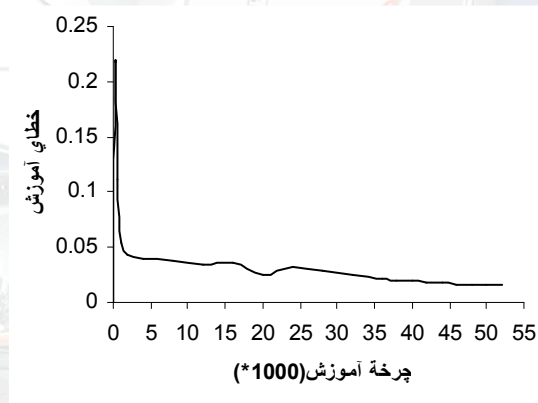
(T) بار گذاری در جهت پهنای دانه، (W) بار گذاری در جهت عرض دانه، (L) بارگذاری در جهت طول دانه



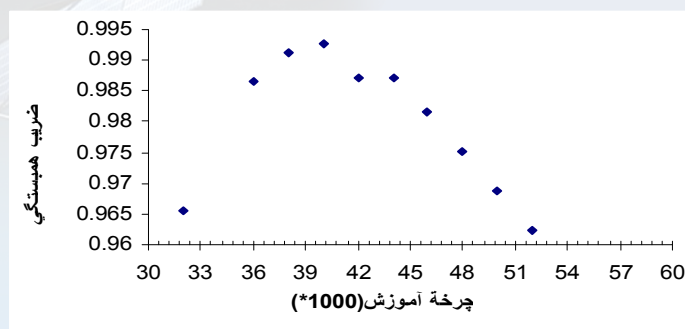
شکل ۳ معماری شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده



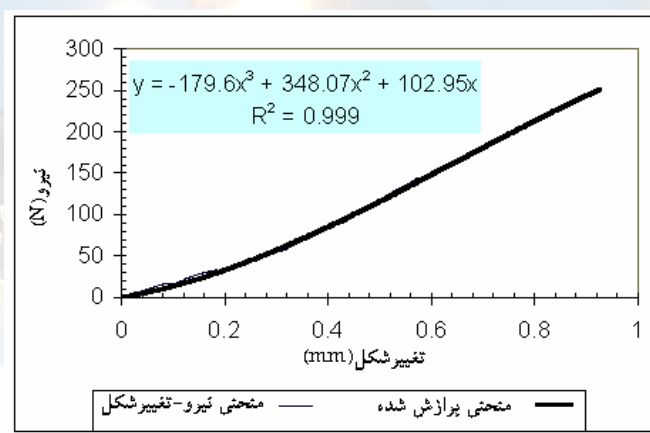
شکل ۴ مقادیر پیش بینی ضریب کشسانی با روش شبکه عصبی مصنوعی در مقابل مقادیر واقعی آن برای داده های آزمون



شکل ۵ چگونگی یادگیری شبکه طراحی شده بهینه



شکل ۶ ضریب همبستگی مقادیر پیش‌بینی شده و آزمایشی در چرخه‌های مختلف آموزش



شکل ۷ منحنی نیرو-تغییر شکل و معادله چند جمله‌ای برازش شده

جدول ۲ بهترین مقادیر حاصل از آموزش شبکه‌های مورد استفاده

R^2	خطای آموزش	تعداد نورون های لایه پنهان دوم	تعداد نورون های لایه پنهان اول	قاعده یادگیری	تابع آستانه	نوع شبکه
۰/۹۹۲۶	۰/۰۱۹۲	۱۰	۱۰	Ext DBD	Sigmoid	MLP
۰/۹۳۵۶	۰/۰۰۹۱	۸	۹	Ext DBD	Sigmoid	MLP
۰/۹۶۸۵	۰/۰۱۵۶	۱۰	۱۰	Delta a rules	Sigmoid	MLP
۰/۹۶۰۸	۰/۰۰۵۳	۱۰	۱۰	Ext DBD	Sigmoid	MLP
۰/۹۵۳۵	۰/۰۰۴۵	۱۱	۱۱	Ext DBD	Sigmoid	MLP
۰/۸۸۶۹	۰/۰۰۲۸	۸	۸	Ext DBD	Sigmoid	MLP
۰/۸۶۵۸	۰/۰۰۵۷	۱۰	۱۱	Ext DBD	Sigmoid	MLP
۰/۹۳۵۶	۰/۰۱۲۸	۸	۱۸	Delta	TanH	RBF
۰/۷۴۴	۰/۰۰۲۹	۷	۱۸	Delta	TanH	RBF
۰/۷۳۷	۰/۰۰۰۹	۱۰	۱۸	Ext DBD	TanH	RBF
۰/۷۴۴۸	۰/۰	۸	۱۸	Norm-cm-Delta	TanH	RBF

جدول ۳ مقادیر خطای واقعی پیش بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی

خطا	مقادیر پیش‌بینی شده	مقادیر آزمایشی
۰/۴۱	۶/۳۰	۵/۸۹
۰/۷۴	۱۱/۵۲	۱۰/۷۸
-۰/۳۴	۴/۳۰	۴/۶۴
۰/۸۹	۱۳/۸۳	۱۲/۹۴
۰/۹۸	۱۵/۶۱	۱۴/۶۳
۰/۱۰	۱۳/۱۵	۱۳/۰۵

جدول ۴ مدل‌های نمایشی پیش‌بینی ضریب کنسازان ($Y = F^m \times D_e^n \times D_G^p$)

Y	m	n	p	جهت بارگذاری	R ²
E	0.75	-	0	W	0.99
		1.59			
E	0.72	1.41	0	L	0.99
E	0.75	-	0	T	0.99
		1.47			
E	0.74	-	0	تمام جهت‌ها	0.99
		1.52			
E	0.999	-1.5	0.55	تمام جهت‌ها	1

F نیروی گسیختگی بر حسب N، D_G قطر هندسی دانه بر حسب mm و D_e تغییر شکل در نقطه گسیختگی بر حسب mm

جدول ۵ مدل خطی پیش‌بینی ضریب کنسازان ($Y = mF + nD_e + pD_G$)

Y	m	n	p	جهت بارگذاری	R ²
E	0.17	-	3.08	تمام جهت‌ها	0.91
		15.31			

F نیروی گسیختگی بر حسب N، D_G قطر هندسی دانه بر حسب mm و D_e تغییر شکل در نقطه گسیختگی بر حسب mm

جدول ۶ میانگین ضرایب مدل رفتار الاستیک نخود و ضریب تبیین آن

رقم	رطوبت	جهت بارگذاری	ضریب X (a)	ضریب X ^۲ (b)	ضریب X ^۳ (c)	R ^۲	T _{Max}	S _{Max}	شیب از مرکز نقطه ۱
	w. b		N/mm	N/mm ²	N/mm ³		Rad	Rad	Rad
	%۲۵	T	۱/۴۰۵	۱۴/۲۹۲	-۱/۷۵۷	۰/۹۹۷	۲/۷۱	۴/۰۷	۵/۴۲
	%۲۵	W	۱۲/۹۱۳	۱۱/۲۹۹	-۴/۰۹۶	۰/۹۹۶	۰/۹۲	۱/۳۸	۱/۸۴
	%۲۵	L	۶/۴۱۷	۲۰/۹۶۶	-۷/۴۸۸	۰/۹۹۳	۰/۹۳	۱/۴۰	۱/۸۷
بیونیژ	%۲۰	T	۳۰/۳۱۹	۴۷/۲۶۶	-۱۱/۱۲۷	۰/۹۹۷	۱/۴۲	۲/۱۲	۲/۸۳
	%۲۰	W	-۲/۸۲۰	۳۱/۰۱۷	-۵/۵۱۴	۰/۹۹۷	۱/۸۸	۲/۸۱	۳/۷۵
	%۲۰	L	۱۴/۴۰۵	۱۶/۷۵۱	-۵/۷۲۲	۰/۹۹۷	۰/۹۸	۱/۴۶	۱/۹۵
	%۱۵	W	۳۰/۵۵۳	۱۴۳/۴۸۵	-۴۶/۵۵۴	۰/۹۹۶	۱/۰۳	۱/۵۴	۲/۰۵
	%۱۵	L	۴۳/۵۷۹	۸۳/۳۶۱	-۲۸/۲۵۹	۰/۹۹۷	۰/۹۸	۱/۴۷	۱/۹۷
	%۲۵	W	-۰/۳۳۰	۱۷/۶۲۶	-۲/۷۸۵	۰/۹۹۷	۲/۱۱	۳/۱۶	۴/۲۲
آی ال سی	%۲۰	T	۱۴/۲۳۶	۳۴/۸۵۰	-۱۷/۰۹۰	۰/۹۹۷	۰/۶۸	۱/۰۲	۱/۳۶
۴۸۲	%۲۰	W	۲۵/۲۸۶	۲۴/۴۸۲	-۱۲/۶۸۸	۰/۹۹۶	۰/۶۴	۰/۹۶	۱/۲۹
	%۲۰	L	۵۶/۱۵۳	۰/۱۱۸	-۵/۸۹۳	۰/۹۹۴	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۰۱
	%۱۵	W	۲۷/۵۵۱	۹۳/۷۴۴	-۲۹/۰۰۵	۰/۹۹۸	۱/۰۸	۱/۶۲	۲/۱۵
	%۱۵	L	۴۵/۵۶۸	۴۹/۲۸۵	-۱۶/۴۳۶	۰/۹۹۵	۱/۰۰	۱/۵۰	۲/۰۰
فیلیپ	%۲۰	T	۱۴/۰۷۵	۵۷/۸۰۰	-۱۳/۴۸۶	۰/۹۹۶	۱/۴۳	۲/۱۴	۲/۸۶
۹۳-۹۳	%۲۰	W	۲۰/۴۷۴	۳۳/۷۷۹	-۷/۸۶۰	۰/۹۹۶	۱/۴۳	۲/۱۵	۲/۸۷
	%۲۰	L	۱۲/۱۷۲	۲۱/۹۸۶	-۶/۵۷۷	۰/۹۹۵	۱/۱۱	۱/۶۷	۲/۲۳
	%۱۵	W	۸۴/۳۰۳	۱۰۷/۶۶۰	-۴۴/۰۴۹	۰/۹۹۶	۰/۸۱	۱/۲۲	۱/۶۳
	%۱۵	L	۵۱/۸۳۵	۱۲/۸۱۲	-۰/۹۷۲	۰/۹۹۶	۴/۴۰	۶/۵۹	۸/۷۹

T_{Max} ضریب مماسی بیشینه، S_{Max} ضریب شیب از مرکز بیشینه و R² ضریب تبیین

نتیجه گیری

با توجه به این که تخمین دقیق ضریب کشسانی ظاهری محصولات کشاورزی از جمله نخود، در مسائل مربوط به خشک کردن، حمل و نقل، انبارداری و فرآوری آنها مهم است، در این تحقیق علاوه بر مدل‌های آماری و مدل رفتار کشسان، روش نوین و مستقل از مدل‌های ریاضی که بتواند به طور هوشمند، ارتباط بین متغیرهای مستقل و وابسته را بیابد، بکار گرفته شد. شبکه عصبی مصنوعی به عنوان روشی مناسب برای نگاشت غیرخطی، مورد استفاده قرار گرفت، به

طوری که ضریب کشسانی ظاهری نخود به کمک هشت پارامتر مستقل قطر بزرگ، قطر کوچک، قطر متوسط، وارپته، جهت بارگذاری، میزان رطوبت، نیرو و تغییر شکل پیش‌بینی شد. بهترین شبکه عصبی، برای آموزش داده‌ها، شبکه MLP با تابع آستانه سیگموئید، قاعده یادگیری ExtDBD، ده نورون در لایه پنهان اول و ده نورون در لایه پنهان دوم است. زیرا خطای میانگین مربعات کمترین مقدار (۰/۰۱۹۲) و دارای R²=۰/۹۹۲۶ است.

برازش نشد. به عبارت دیگر، این مدل‌ها ناقص بوده و برای محدوده رطوبتی خاصی قابل استخراج هستند.

دقت شبکه عصبی مصنوعی بیشتر از سایر مدل‌ها است. در حالت کلی برای پیش‌بینی ضریب کشسانی ظاهری، مدل‌های آماری به دلیل ساده بودن و راحتی محاسبه ترجیح داده می‌شوند. ولی روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی رو به گسترش بوده و با توجه به دقت آن در برخی موارد مهم، روش مناسب‌تری برای پیش‌بینی می‌باشد.

در مقایسه با روش شبکه‌های عصبی، تعداد پارامترهای ورودی برای پیش‌بینی ضریب کشسانی ظاهری در مدل آماری کمتر است. به طوریکه در شبکه عصبی مصنوعی باید هشت پارامتر قطر بزرگ، قطر کوچک، قطر متوسط، وارپته، جهت بارگذاری، میزان رطوبت، نیرو و تغییرشکل مشخص باشند. اما در مدل‌های آماری فقط سه پارامتر قطر هندسی، نیروی گسیختگی و تغییر شکل مورد نیاز است. تعداد پارامترها مورد نیاز برای استفاده از مدل رفتار کشسانی نیز کم است، ولی برای حالت‌ها مدل مناسبی

منابع

- ۱- ذکی دیزجی، ح.، مینایی، س. و افکاری سیاح، ا. ح. (۱۳۸۲). تعیین ضریب کشسانی ظاهری و تدوین مدل رفتار الاستیکی دانه‌های نخود. خلاصه مقالات نخستین همایش ملی ضایعات محصولات کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس.
- ۲- خزایی، ج. (۱۳۸۲). تعیین نیروی چیدن غلاف نخود و مقاومت مکانیکی آن به کوبیدن. رساله دکترا. گروه مهندسی ماشینهای کشاورزی. دانشگاه تهران.
- ۳- منهای، م. ب. (۱۳۷۷). مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی (جلد اول). مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
- ۴- مینایی، س.، ذکی دیزجی، ح. و افکاری سیاح، ا. ح. (۱۳۸۲). تعیین خواص فیزیکی و مکانیکی دانه نخود در ارتباط با ضایعات کمی. خلاصه مقالات نخستین همایش ملی ضایعات محصولات کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس.
- 5- Diamantopoulou, M. J. (2005). Artificial neural networks as an alternative tool in pine bark volume estimation. *Computers and Electronics in Agriculture*. 48(3): 235-244.
- 6- Broomhead, D. S. and D. Lowe (1988). Multivariate functional interpolation and adaptive networks. *Complex Systems*, 2: 321-355.
- 7- Henry, Z.A., Zhang, H. and Onks, D.O. (2000). New model for elastic behavior of cellular material. *Journal of Agricultural Engineering Research*. 76: 399-408.
- 8- Henry, Z.A. Zhang, H. and Onks, D.O. (2000). Elastic properties of the tobacco leaf. *Journal of Agricultural Engineering Research*. 76: 101-110.
- 9- Henry, Z.A. Su, B. and Zhang, H. (2000). Resistance of soya beans to compression. *Journal of Agricultural Engineering Research*. 76, 175-181.
- 10- Jam, L. and Fanelli, A. M. (2000). Recent advances in artificial neural networks design and applications, CRC Press.
- 11- Kavdýr, I. and Guyer, D.E.(2004). Comparison of Artificial Neural Networks and Statistical Classifiers in Apple Sorting using Textural Features. *Biosystems Engineering*. 89 (3), 331-344
- 12- Khanna, T. (1990). Foundations of Neural Networks, Addison-Wesley Publishing Company. USA.
- 13- Konak, M., Carman, K. and Aydin C. (2002). Physical properties of chick pea seeds. *Biosystems Engineering*. 82(1), 73-78.
- 14- Mohsenin, N.N. (1978). Physical properties of Plant and Animal Materials. 1st edn. Gordon and Breach, New York, NY.
- 15- Stroshine, R. and Haman, D. (1994). Physical Properties of Agricultural Materials and Food Products. 1st edn. West Lafayette, IN.

Comaration of artificial neural network aprouch, statistical models and elastic behavior model for Prediction of apparent modulus of elasticity for chickpea kernel.

Abstract

Elasticity modulus of agricultural products can be used for detecting and studying product ripening, drying temperature, storage and processing procedures, in order to control and reduce product losses. In this investigation, the new method of artifitial neural networks was utilized for prediction of chichpea elasticity modulus. using Uniaxial compression experiments data. Also, ststistical models in linear and exponential case and elastic behavior model developed using the data obtained from experiens. Then, these three methods for predicting elasticity modulus were compared each other.

Results showed that a multi layer perceptron with back propagation algorithm, two hidden layers, ten neurons in each hidden layer was suitable for prediction of elasticity modulus from input parameters of length, width and thickness of kernel, variety, loading direction, moisture content, force, deformation Which resulted in a training error and R^2 derived 0.0192 and 0.9926, respectively. The result of comparation indicated that Statistical models are simple and acceptable for predicting elasticity modulus of materials. Elastic behavior model have less accuracy rather than tow other models. Also, asuitable elastic behavior models was not obtained at some treatment. In general, using statistical modelsare more suitable. Howevre, artifitial neural networks are a new, precise, and intelligent method.

Keywords: chickpea (*Cicer arietinum L.*) kernel; apparent modulus of elasticity; artifitial neural networks; model of statistical; model of elastic behavior.