



توسعه مدل پیش‌بینی محتوای رطوبتی موز در طی فرآیند خشک کردن با استفاده از

شبکه عصبی مصنوعی

علیرضا شایگانی سلطان پور^۱، عبدالله گل‌محمدی^۲، فرناز فرهپور^۱ و اکبر عباسی کوکجه^۱

۱ و ۲ - به ترتیب دانشجوی کارشناسی ارشد و استاد گروه مهندسی ماشین‌های کشاورزی دانشگاه محقق اردبیلی

a.shaygani@gmail.com

چکیده

هدف از این تحقیق پیش‌بینی محتوای رطوبتی موز در طی فرآیند خشک کردن با جریان هوای گرم به عنوان تابعی از دما، سرعت هوا، ضخامت ورقه موز، رقم و زمان خشک شدن محصول به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی است. داده‌های لازم برای ایجاد الگوهای آموزش، ارزیابی و آزمون با انجام آزمایش‌های خشک کردن برای تیمارها با استفاده از یک خشک‌کن آزمایشگاهی، جمع آوری شد. برای بدست آمدن تغییرات محتوای رطوبتی با زمان از شبکه‌های چند لایه پس انتشار برگشتی با الگوریتم‌های یادگیری لونیبرگ-مارکوارت، الگوریتم پس انتشار ارتجاعی و الگوریتم گرادیان نزولی مقیاسی، برای آموزش الگوها استفاده شد. الگوریتم لونیبرگ-مارکوارت نتایج بهتری نسبت به دیگر الگوریتم‌ها نشان داد. شبکه عصبی با الگوریتم لونیبرگ-مارکوارت با ساختار ۱-۱۶-۱۶-۵ با تابع آستانه سیگموئید لگاریتمی در مقایسه با توپولوژی‌های دیگر نتایج بهتری را ارائه کرد. این توپولوژی تغییرات زمان خشک شدن موز را با ضریب تبیین ۰/۹۹۹۴ پیش‌بینی کرد.

واژه‌های کلیدی: خشک کردن، محتوای رطوبتی، موز، شبکه عصبی مصنوعی

مقدمه

نگهداری مواد غذایی به طریقه خشک کردن یکی از قدیمی‌ترین روش‌ها می‌باشد که توسط آن فعالیت آبی یک ماده غذایی به کمک حذف تقریباً تمامی آب آزاد ماده غذایی توسط تبخیر و یا تصعید متوقف می‌گردد. بطوری‌که باکتری‌ها و عوامل بیماری‌زا قادر به رشد نبوده و از فساد ماده غذایی جلوگیری می‌شود (خوش تقاضا و همکاران، ۱۳۸۶). از آنجا که خشک شدن باعث خروج رطوبت می‌شود، بنابراین اندازه و وزن میوه کم شده و هنگام مصرف، آب خارج شده به میوه برگردانده شده و میوه به شکل اولیه خود باز می‌گردد (هاریسون و آندرس، ۱۹۱۴).

با این‌که خشک کردن میوه‌ها با گرمای خورشید بسیار اقتصادی است ولی بعضی اوقات عوامل جوی از جمله بارندگی، رطوبت زیاد و یا بادهای شدید باعث می‌شود روش خشک کردن مصنوعی انتخاب گردد. عوامل دیگر از قبیل آلودگی‌ها و وجود گرد و خاک و حمله حشرات و پرندگان، عمل خشک کردن طبیعی را مشکل می‌سازد. علاوه بر آن در

این روش خشک کردن نیاز به نیروی کاری زیادی نیز می‌باشد. در اکثر کشورها برای جلوگیری از آلودگی‌ها و سرعت بخشیدن به عمل خشک شدن، خشک کردن با خشک‌کن‌های صنعتی (خشک‌کن‌های با جریان هوای گرم و خورشیدی) جایگزین روش‌های سنتی گردیده است و از این طریق توانسته‌اند محصولات با کیفیت بالاتر و بدون ضایعات را در زمانی کوتاه‌تری بدست آورند. از معایب عمده خشک‌کن‌های خورشیدی محدود بودن زمان تابش خورشید و کوتاه بودن فصل برداشت برای اکثر محصولات کشاورزی است. خشک‌کن‌های جریان هوای گرم بخصوص برای محصولاتی که زمان زیادی برای خشک شدن نیاز دارند، فرآیند خشک شدن را تسریع و با ایجاد شرایط بهداشتی و یکنواختی محصول نهایی، برای خشک کردن محصولات کشاورزی اجتناب ناپذیر است (کاراتانوس و بلسیوتیس، ۱۹۹۷).

یکی از جنبه‌های مهم فن‌آوری خشک کردن به خصوص برای فرآیندهای صنعتی، مدل‌سازی ریاضی فرآیند خشک کردن است. هدف از مدل‌سازی این است که مناسب‌ترین روش خشک کردن و همچنین بهترین شرایط عملیاتی را برای بدست آوردن یک محصول معین، بتوان انتخاب کرد. یکی از مهم‌ترین پارامترهای فرآیند خشک کردن، پیش‌بینی تغییرات محتوای رطوبتی در طی زمان است. رسیدن به محتوای رطوبتی مطلوب در خشک کردن موز به خاطر این که تحت تأثیر چندین پارامتر متغیر که رابطه غیر خطی با آن‌ها دارد، سخت و زمان‌بر است. هم‌چنین خشک کردن بیش از حد، انرژی زیادی مصرف می‌کند و روی شاخص‌های کیفی محصول خشک شده تأثیر می‌گذارد و از طرفی اگر رطوبت به حد مطلوب پایین آورده نشود، باعث کپک زدن محصول می‌شود، بنابراین رسیدن به یک محتوای رطوبتی مطلوب یکی از شاخص‌های کلیدی در فرآیند خشک کردن است. روش‌های متداول بر پایه اصول اولیه برای پیش‌بینی فرآیند، زمان زیادی صرف می‌کند و دقت نتایج بدست آمده از آن‌ها رضایت بخش نیست. شبکه‌های عصبی مصنوعی قدرت تامین دقت و سرعت لازم را برای پیش‌بینی فرآیند خشک کردن را دارند.

استفاده از سیستم‌های پیشرفته اندازه‌گیری که نیاز به تجهیزات زیاد دارد، باعث افزایش قیمت و کاهش محبوبیت استفاده از خشک‌کن‌ها می‌شود. مدل‌های فیزیکی ارائه شده در این زمینه برای برآورد محتوای رطوبتی بر اساس پارامترهای هوای خشک، نیاز به عملیات زیادی برای تعیین پارامترها و حل مدل دارد و با توجه به تقریبی بودن پارامترها، خطای پیش‌بینی آن زیاد است (فارکاس و همکاران، ۲۰۰۰).

با توجه به اینکه شبکه‌های عصبی از دو ویژگی اساسی یادگیری و ساختار پذیری موازی برخوردار هستند، این شبکه‌ها برای مسائل کنترل، علی‌الخصوص سیستم‌های پیچیده که مدل‌سازی این سیستم‌ها یا میسر نیست و یا به سختی انجام می‌شود، بسیار مناسب هستند.

شبکه عصبی مصنوعی، یکی از روش‌های محاسباتی است که به کمک فرآیند یادگیری ۱ و با استفاده از پردازش گرهایی بنام نرون تلاش می‌کند با شناخت روابط ذاتی بین داده‌ها، نگاشتی میان فضای ورودی (لایه ورودی) و فضای مطلوب (لایه خروجی) ارائه دهد. لایه یا لایه‌های مخفی، اطلاعات دریافت شده از لایه ورودی را پردازش کرده و در اختیار لایه خروجی قرار می‌دهند. هر شبکه با دریافت مثال‌هایی آموزش می‌بیند. آموزش فرآیندی است که در نهایت منجر به یادگیری می‌شود. شبکه عصبی آموزش دیده می‌تواند برای پیش‌بینی خروجی‌های متناسب با مجموعه جدید داده‌ها به کار رود (دایهوف، ۱۹۹۰).

کوبیلس و ریز (۲۰۰۳) برای خشک کردن هویج از یک شبکه عصبی مدولار استفاده کردند. پارامترهای سرعت و دمای هوای خشک و زمان خشک کردن به عنوان پارامترهای ورودی به شبکه در نظر گرفته شده بود. آن ها در بررسی خود از شبکه‌ای با دو زیر لایه یکی با نرون‌های سیگموئیدی و دیگری با نرون‌های خطی استفاده کردند. منحنی‌های خشک کردن حاصل از این شبیه‌سازی که با این شبکه بدست آمدند با دقت مناسبی به داده‌های آزمایشی برازش دادند. از این مدل برای خشک کردن هویج در یک خشک‌کن مکانیکی استفاده شده بود. نتایج نشان دهنده آن بوده است که شبکه مدولار برای استفاده در تخمین تقریبی به منظور طراحی و انتخاب شرایط کاری بهینه و مقایسه کردن خشک‌کن مناسب است.

خوش تقاضا و همکاران (۱۳۸۶) برای پیش‌بینی ضریب تبدیل شلتوک به برنج سفید در خشک کردن به روش بستر ثابت از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده کردند. متغیرهای مستقل در این تحقیق به عنوان ورودی به شبکه که عبارت بودند از رطوبت نسبی هوای محیط، دمای هوای محیط، سرعت هوای ورودی، عمق بستر شلتوک، دمای هوای ورودی، رطوبت اولیه و نهایی و ضریب تبدیل شلتوک به عنوان خروجی شبکه در نظر گرفتند. نتایج آن ها نشان داد که شبکه پس انتشار پیش خور با توپولوژی ۱-۷-۷-۷ با الگوریتم یادگیری لونیبرگ-مارکورات با تابع آستانه تاثرات سیگموئیدی قادر است راندمان تبدیل شلتوک را به برنج با ضریب تبیین ۹۶/۵۵ و خطای متوسط مطلق ۰/۰۱۹ در شرایط مختلف خشک کردن شلتوک پیش‌بینی کند.

بهروزی خزاعی و همکاران (۱۳۸۷) پیش‌بینی محتوی رطوبتی انگور را با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی انجام دادند. متغیرهای مستقلی که به عنوان ورودی به شبکه استفاده شده بود عبارتند از دما و سرعت هوا، و محتوای رطوبتی نهائی انگور به عنوان خروجی شبکه در نظر گرفته شد. از شبکه‌های MLP و TDNN با الگوریتم‌های یادگیری لونیبرگ-مارکورات برای آموزش الگوها استفاده کردند. طبق گزارش آن ها شبکه TDNN نتایج بهتری را نسبت به شبکه MLP ارائه کرده است. شبکه TDNN با ساختار ۱-۸-۳ با تابع آستانه سیگموئید لگاریتمی در مقایسه با توپولوژی‌های دیگر نتایج بهتری را ارائه نموده است. این توپولوژی تغییرات محتوای رطوبتی انگور را با ضرایب تعیین ۰/۹۹۷۹ پیش‌بینی می کند. هدف از این تحقیق توسعه مدل پیش‌بینی محتوای رطوبتی موز طی فرآیند خشک کردن با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. پارامترهایی که برای پیش‌بینی محتوای رطوبتی موز مورد استفاده قرار می‌گیرند شامل رقم، دمای هوای ورودی، سرعت هوای ورودی، ضخامت و زمان خشک شدن، خواهند بود.

مواد و روش‌ها

طراحی مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی

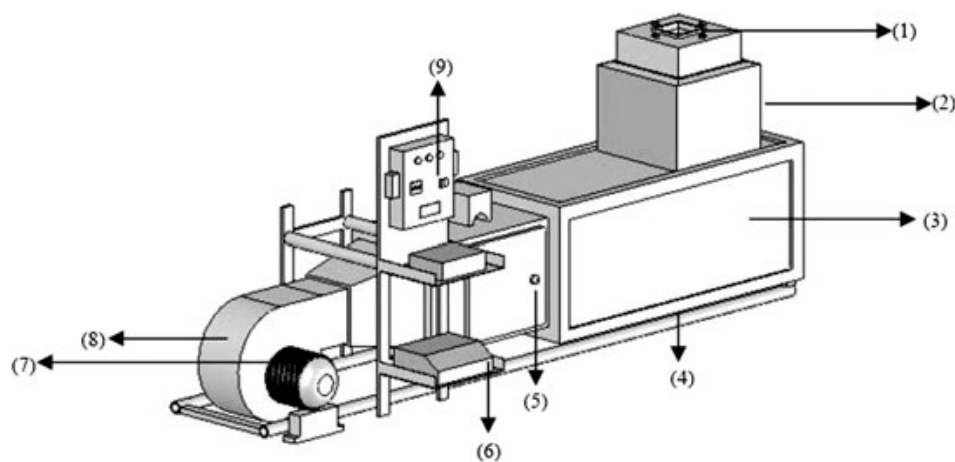
در این تحقیق به منظور طراحی مدل شبکه عصبی مصنوعی، جهت توسعه مدل پیش‌بینی محتوای رطوبتی موز در طی فرآیند خشک کردن از نرم افزار MATLAB نسخه ۷/۸ استفاده گردید. شبکه‌های طراحی شده در این تحقیق از نوع شبکه چند لایه پس انتشار برگشتی می‌باشند. از سه روش الگوریتم لونیبرگ-مارکورات، الگوریتم گرادیان نزولی مقیاسی و الگوریتم پس انتشار ارتجاعی به منظور آموزش شبکه استفاده شده است.

در شبکه‌های عصبی مصنوعی در مورد تعداد لایه‌های مخفی و نیز تعداد نرون‌های لایه مخفی نمی‌توان اظهار نظر قطعی کرد و انتخاب تعداد نرون‌های لایه میانی به صورت سعی و خطا انجام می‌شود. در این تحقیق نیز تعداد لایه‌های

مخفی و نیز تعداد نرون‌ها در لایه میانی (یا لایه‌های میانی) بر مبنای مقایسه عملکرد شبکه‌ها انتخاب شد. هم‌چنین در این تحقیق از توابع تبدیل تانژانت سیگموئید، سیگموئید لگاریتمی و تابع محرک خطی بین لایه‌های شبکه استفاده شد. بهترین روش آموزش برای داده‌های مورد استفاده و هم‌چنین مقایسه عمل کرد شبکه‌های طراحی شده بر اساس معیارهای میانگین مربعات خطا^۱ (MSE)، مجموع مربعات خطا^۲ (SSE) و ضریب همبستگی^۳ (R) مدل برازش شده خطی بین داده‌های واقعی و داده‌های پیش‌بینی شده انجام گرفت. به منظور مقایسه آماری میزان دقت شبکه‌های طراحی شده، از معیار دقت پیش‌بینی مدل استفاده گردید (گاتام و همکاران، ۲۰۰۳) که میزان دقت پیش‌بینی مدل ۴ (P.A.) نسبت اختلاف بین داده‌های واقعی با داده‌های پیش‌بینی شده به داده‌های واقعی تعریف می‌گردد.

خشک‌کن آزمایشگاهی و تجهیزات مورد استفاده

در این تحقیق از یک خشک‌کن آزمایشگاهی با سینی ثابت (طراحی و ساخته شده در گروه مکانیک ماشین‌های کشاورزی دانشگاه تهران، پردیس ابوریحان) استفاده شد. اجزای اصلی خشک‌کن عبارتند از یک فن گریز از مرکز برای دمیدن هوا، المنت‌های گرم کننده هوا (۴/۵ kW)، محفظه خشک‌کن، سیستم کنترل، اینورتور (LENZ Germany 8300) و سینی نمونه‌ها. به منظور کاهش اثرات نامطلوب دمای محیط و رطوبت هوا بر آزمایشات، محفظه خشک‌کن و تونل هدایت هوای گرم به وسیله پشم شیشه و چوب عایق‌بندی شده‌اند. خشک‌کن مجهز به یک سیستم کنترل کننده اتوماتیک دمای هوای عبوری با دقت $\pm 1^\circ\text{C}$ بود. سرعت جریان هوا با استفاده از یک بادسنج (PROVA AVM-07) با دقت $\pm 0.05 \text{ m/s}$ اندازه‌گیری شد. سرعت جریان هوا به وسیله اینورتور متصل به الکتروموتور (Moto Gen-1/5 kW)، کنترل و هم‌چنین دمای هوای خشک‌کن در طی آزمایشات توسط یک کنترل کننده دما، ثابت نگه داشته شد. طرح شماتیک و اجزاء دستگاه خشک‌کن در شکل (۱) نشان داده شده است.



۱- سینی. ۲- محل قرارگیری سنسورها. ۳- محفظه عایق‌بندی شده. ۴- پایه. ۵- گرم کننده. ۶- اینورتور. ۷- الکتروموتور. ۸- دمنده. ۹- واحد کنترل کننده اتوماتیک

¹- Mean Square Error

²-Sum Square Error

³- Coefficient of correlation

⁴- Prediction Accuracy

تهیه نمونه

برای انجام این تحقیق از سه رقم موز تهیه شده از شهرک گلخانه‌ها واقع در استان گیلان (شهرستان رشت) استفاده شد. این ارقام عبارت بودند از رقم کاوندیش پا کوتاه (دوارف کاوندیش)، کاوندیش پا بلند (گراند ناین) و گروس میشل. رقم دوارف کاوندیش به عنوان زیر بنای فرآیند تولید موز در کشورهای نیمه گرمسیری می‌باشد و بطور قابل ملاحظه‌ای با شرایط اقلیمی آن‌ها تطبیق یافته است و میزان عمل کرد محصول آن در واحد سطح نسبت به ارقام دیگر بیش تر است. رقم گراند ناین نیز رقم اصلی صادراتی در بازار جهانی است (محبوب خمایی، ۱۳۸۰).

آماده سازی و تعیین رطوبت اولیه نمونه‌ها

به منظور تعیین رطوبت اولیه، قبل از شروع آزمایش نمونه‌هایی با ضخامت‌های ۳ و ۶ میلی‌متر به صورت جداگانه تهیه و در داخل آن‌ها (1200 Italy) با دمای ۱۰۳ درجه سانتی‌گراد به مدت ۳/۵ ساعت قرار داده شد (پراچایاواراکورن و همکاران، ۲۰۰۸). پس از خشک‌شدن کامل، نمونه‌ها از آن خارج و وزن خشک آن‌ها اندازه‌گیری و ثبت گردید. با داشتن وزن اولیه و وزن خشک نمونه‌ها، رطوبت اولیه موزها بر پایه خشک با استفاده از فرمول (۱) محاسبه شد.

$$M_d = \frac{W_m}{W_d} \times 100 \quad (1)$$

که W_m وزن رطوبت و W_d وزن ماده خشک می‌باشد. رطوبت اولیه بر پایه خشک برای رقم دوارف کاوندیش، گراند ناین و گروس میشل به ترتیب برابر با $351/28\%$ ، $370/17\%$ و $328/81\%$ بود.

آماده‌سازی دستگاه خشک‌کن برای آزمایش

برای آماده کردن خشک‌کن، پس از روشن کردن فن، الکتروموتور، المنت‌ها و واحد کنترل‌کننده اتوماتیک، سرعت فن برای آزمایش مورد نظر تنظیم شد. برای اندازه‌گیری سرعت هوا از یک بادسنج دستی با دقت $\pm 0.05 \text{ m/s}$ استفاده شد. سپس دمای مورد نظر برای آزمایش توسط واحد کنترل‌کننده تنظیم گردید. سی دقیقه قبل از شروع آزمایشات، خشک‌کن راه اندازی و پارامترهای سرعت و دمای هوا روی مقدار مورد نظر تنظیم می‌شد تا خشک‌کن به شرایط پایدار برسد.

اجرای آزمایش

برای شروع آزمایش ابتدا پوست موزها کنده شد و ورقه‌هایی با ضخامت ۳ و ۶ میلی‌متر از آن‌ها تهیه گردید. برای تهیه ورقه‌های نازک موز از یک کارد که برای برش موزها به ضخامت‌های مورد نظر ساخته شده بود استفاده شد. تصاویری از نمونه‌های برش خورده در شکل (۲) ارائه شده است. نمونه‌های برش داده روی سینی توری دستگاه خشک‌کن با فواصل مساوی چیده می‌شدند، به طوری که روی سینی تنها یک لایه از نمونه‌های برش خورده، قرار گرفته بود. نمونه‌ها قبل از چیده شدن روی سینی خشک‌کن وزن شدند، هم‌چنین در طی خشک‌شدن وزن ورقه‌های نازک موز با استفاده از ترازوی

دیجیتالی (AND Fx300 - Japan) با دقت $\pm 0.001gr$ در فواصل زمانی سی دقیقه اندازه‌گیری و ثبت شد. خشک شدن تا زمان ثابت شدن تقریبی وزن ورقه‌های نازک موز ادامه داشت. قابل ذکر است در آزمایش‌هایی که سرعت جریان هوا صفر متر بر ثانیه بود، به منظور خشی کردن اثر جریان هوا، آزمایش‌ها در آون انجام شد. رطوبت ورقه‌ها بر پایه خشک، در طی خشک شدن با استفاده از معادله (۲) محاسبه گردید.

$$M_d = \frac{W_w - W_d}{W_d} \times 100 \quad (2)$$

که:

M_d : رطوبت ورقه‌های موز بر پایه خشک برحسب %.

W_w : وزن نمونه‌ها در هر لحظه

W_d : وزن نمونه‌های خشک



شکل ۲- تصویر ورقه‌های نازک سه رقم موز

مدلسازی ریاضی خشک شدن

برای مدلسازی خشک شدن لایه نازک موز از نسبت رطوبت در طی فرآیند خشک شدن نمونه‌ها استفاده شد. نسبت رطوبت با توجه به رطوبت اولیه، رطوبت تعادلی و رطوبت نمونه‌ها در هر لحظه در طی خشک شدن به وسیله فرمول (۳) محاسبه شد.

$$MR = \frac{M - M_e}{M_o - M_e} \quad (3)$$

که:

MR : نسبت رطوبت

M : رطوبت نمونه‌ها در هر لحظه بر پایه خشک

M_e : رطوبت تعادلی نمونه‌ها

M_o : رطوبت اولیه نمونه‌ها

طرف چپ معادله، نسبت رطوبت را که مشخص کننده فرآیند خشک کردن است، نشان می‌دهد. برای زمان‌های طولانی خشک شدن، مقادیر M^e در مقایسه با مقادیر M و M_o بسیار کوچک هستند. بنابراین می‌توان معادله نسبت رطوبت در طی خشک شدن را به صورت معادله (۴) ساده کرد (وانگ و همکاران، ۲۰۰۷).

$$MR = \frac{M}{M_o} \quad (۴)$$

در نتیجه برای محاسبه نسبت رطوبت نیازی به اندازه‌گیری رطوبت تعادلی نیست.

سطوح آزمایشی

در این تحقیق آزمایش‌ها در سه سطح دمایی (۴۰، ۵۰ و ۶۰ درجه سلسیوس)، سرعت هوای ورودی در سه سطح (صفر، ۱ و ۲ متر بر ثانیه)، ضخامت نمونه‌ها (ورقه‌های نازک موز) در دو سطح ۳ و ۶ میلی‌متر و رقم در سه سطح شامل ارقام دوارف کاوندیش، گراند ناین و گروس میشل انجام شد.

نتایج و بحث

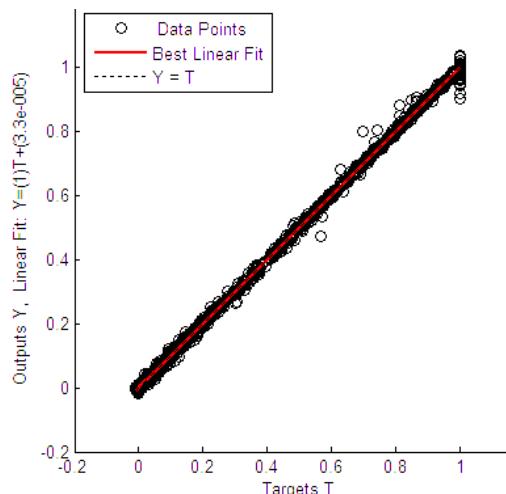
جدول (۱) نمونه‌ای از نتایج بدست آمده برای شبکه‌های طراحی شده با استفاده از الگوریتم لونبرگ-مارکوارت با دو لایه میانی و تعداد نرون‌های متفاوت در لایه میانی را نشان می‌دهد. نوع تابع انتقال به‌کار رفته بین لایه‌های میانی از نوع سیگموئید لگاریتمی و بین لایه میانی و لایه خروجی از نوع خطی می‌باشد.

جدول ۱- شاخص‌های کمی ارزیابی شبکه‌های ساخته شده با استفاده از الگوریتم آموزشی لونبرگ-مارکوارت

| ضریب همبستگی | میانگین دقت شبیه سازی (%) | ضرایب تبیین شبکه | | | پارامترهای آماری شبکه | | پارامترهای شبکه | | نرون |
|--------------|---------------------------|------------------|---------|--------|-----------------------|---------|-----------------|-----|-------|
| | | آزمون | ارزیابی | آموزش | SSE | MSE | MC | LR | |
| ۰/۹۹۷۹ | ۹۹/۹۹ | ۰/۹۹۶۱ | ۰/۹۹۵۵ | ۰/۹۹۵۷ | ۵/۳ | ۰/۰۰۴۳۴ | ۰/۳ | ۰/۳ | ۸+۸ |
| ۰/۹۹۸ | ۹۹/۹۹ | ۰/۹۹۵۴ | ۰/۹۹۵۸ | ۰/۹۹۶۱ | ۴/۷۱ | ۰/۰۰۳۸۵ | ۰/۳ | ۰/۳ | ۸+۱۰ |
| ۰/۹۹۸۳ | ۹۹/۹۹ | ۰/۹۹۶۲ | ۰/۹۸۹۹ | ۰/۹۹۸۰ | ۲/۹۸ | ۰/۰۰۲۴۳ | ۰/۳ | ۰/۳ | ۱۰+۱۰ |
| ۰/۹۹۸۹ | ۹۹/۹۹ | ۰/۹۹۷۶ | ۰/۹۹۷۶ | ۰/۹۹۸۲ | ۲/۲۸ | ۰/۰۰۱۸۷ | ۰/۳ | ۰/۳ | ۱۰+۱۲ |
| ۰/۹۹۹۵ | ۹۹/۹۹ | ۰/۹۹۸۵ | ۰/۹۹۸۰ | ۰/۹۹۹۴ | ۰/۷۱۵ | ۰/۰۰۰۵۸ | ۰/۳ | ۰/۳ | ۱۲+۱۲ |
| ۰/۹۹۹۲ | ۹۹/۹۹ | ۰/۹۹۸۱ | ۰/۹۹۸۴ | ۰/۹۹۸۹ | ۱/۶۳ | ۰/۰۰۱۳۴ | ۰/۳ | ۰/۳ | ۱۲+۱۴ |
| ۰/۹۹۹۷ | ۹۹/۹۹ | ۰/۹۹۹۱ | ۰/۹۹۹۲ | ۰/۹۹۹۷ | ۰/۴ | ۰/۰۰۰۳۲ | ۰/۳ | ۰/۳ | ۱۴+۱۴ |
| ۰/۹۹۹۷ | ۹۹/۹۹ | ۰/۹۹۸۷ | ۰/۹۹۹۱ | ۰/۹۹۹۷ | ۰/۴۱ | ۰/۰۰۰۳۴ | ۰/۳ | ۰/۳ | ۱۴+۱۶ |
| ۰/۹۹۹۷ | ۹۹/۹۹ | ۰/۹۹۸۱ | ۰/۹۹۹۲ | ۰/۹۹۹۸ | ۰/۲۳ | ۰/۰۰۰۱۹ | ۰/۳ | ۰/۳ | ۱۶+۱۶ |
| ۰/۹۹۹۴ | ۹۹/۹۹ | ۰/۹۹۸۵ | ۰/۹۹۸۳ | ۰/۹۹۹۴ | ۰/۷۲ | ۰/۰۰۰۸۲ | ۰/۳ | ۰/۳ | ۱۶+۱۸ |

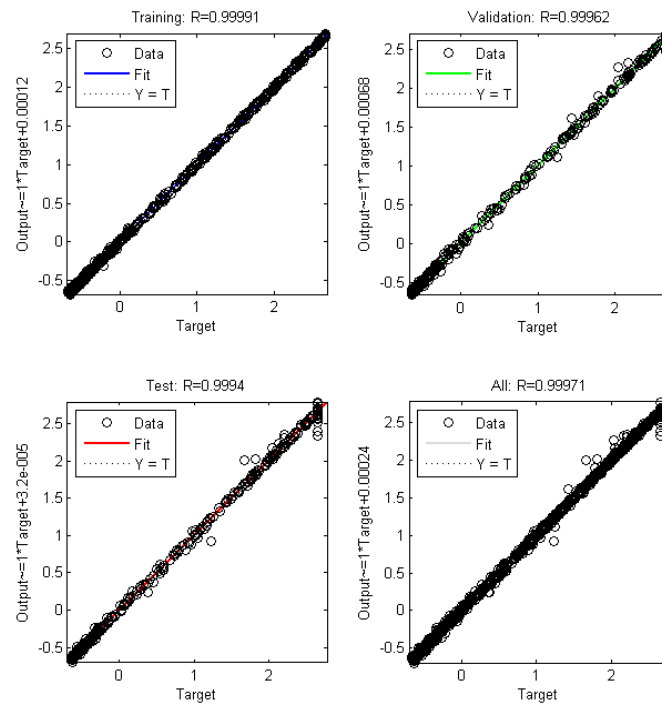
به طوری که در جدول (۱) نشان داده شده است، شبکه‌ای با ۱۶ نرون در هر دو لایه میانی دارای کم‌ترین میانگین و مجموع مربعات خطا، بالاترین ضرایب تبیین، دقت شبیه‌سازی و ضریب همبستگی است.

در شکل (۳) نموداری که نشانگر بهترین خط برازش یافته بین مقادیر واقعی (T) و پیش‌بینی شده توسط شبکه (Y) نشان داده شده است. شبکه ساخته شده با ۱۶ نرون در لایه‌های میانی دارای بیش‌ترین شیب، کم‌ترین عرض از مبدأ و بیش‌ترین ضریب همبستگی است. این مقادیر به ترتیب ۰/۹۹۹۹، ۰/۰۰۰۰۳ و ۰/۹۹۹۷ می‌باشند. خط قرمز مربوط به بهترین خط برازش یافته از بین نقاط داده‌ها می‌باشد و خط نقطه‌چین سیاه نیم‌ساز ربع اول دو محور عمودی و افقی است. هر چقدر خط برازش یافته به این نیم‌ساز نزدیک‌تر باشد بیانگر برازش عالی و برآورد دقیق خروجی‌های شبکه خواهد بود. به دلیل حجم انبوه نمودارها فقط نمودارهای مربوط به بهترین الگوریتم (trainlm) و مناسب‌ترین تعداد نرون در لایه‌های مخفی ارائه شده است.



شکل ۳- نمودار رگرسیون شبکه با ۱۶ نرون در لایه‌های پنهان

نمودارهای رگرسیون در مراحل آموزش، ارزیابی، آزمون و کل به طور مجزا در شکل (۴) نشان داده شده است. بالاترین ضریب همبستگی ۰/۹۹۹۹۱ به مرحله آموزش اختصاص دارد. ضریب همبستگی مراحل ارزیابی و آزمون به ترتیب ۰/۹۹۹۶۲ و ۰/۹۹۹۹۴ می‌باشند.



شکل ۴- نمودار رگرسیون شبکه در مراحل آموزش، ارزیابی، آزمون و مجموع

نتایج آموزش شبکه‌ها با سه نوع الگوریتم آموزشی شامل الگوریتم‌های پس‌انتشار ارتجاعی (rp)، گرادیان نزولی مقیاسی (scg)، و لونبرگ-مارکوارت (lm) در جدول (۲) ارائه شده است. هم‌چنین در هر الگوریتم ساختار بهینه شبکه با استفاده از دو تابع انتقال تانژانت سیگموئید و سیگموئید لگاریتمی در لایه‌های مخفی نشان داده شده است. در تمام شبکه‌ها از نرخ یادگیری و مومنتم ۰/۳ و تابع انتقال خطی در لایه خروجی استفاده شده است.

جدول ۲- شبکه‌های طرح شده با استفاده از سه الگوریتم آموزشی با تعداد بهینه نرون در لایه مخفی

| الگوریتم آموزشی | تابع انتقال | نرون | MSE | ضرایب تبیین | | P.A | ضریب همبستگی |
|-----------------|-------------|-------|---------|-------------|---------|-------|--------------|
| | | | | آموزش | ارزیابی | | |
| Scg | tansig | ۱۸+۱۸ | ۰/۰۰۴۲۸ | ۰/۹۹۶۹ | ۰/۹۹۷۰ | ۹۹/۹۹ | ۰/۹۹۸۵ |
| | logsig | ۱۴+۱۴ | ۰/۰۰۳۱۱ | ۰/۹۹۵۷ | ۰/۹۹۵۷ | ۹۹/۹۹ | ۰/۹۹۷۷ |
| Lm | tansig | ۱۴+۱۴ | ۰/۰۰۰۶۲ | ۰/۹۹۹۴ | ۰/۹۹۸۷ | ۹۹/۹۹ | ۰/۹۹۹۴ |
| | logsig | ۱۶+۱۶ | ۰/۰۰۰۱۹ | ۰/۹۹۹۸ | ۰/۹۹۹۲ | ۹۹/۹۹ | ۰/۹۹۹۷ |
| rp | tansig | ۱۸+۱۸ | ۰/۰۰۳۲۶ | ۰/۹۹۶۷ | ۰/۹۹۶۰ | ۹۹/۹۹ | ۰/۹۹۸۱ |
| | logsig | ۱۶+۱۸ | ۰/۰۰۵۱۲ | ۰/۹۹۴۸ | ۰/۹۹۵۲ | ۹۹/۹۹ | ۰/۹۹۷۳ |

از معیار بیش‌ترین ضریب همبستگی، بالاترین ضرایب تبیین در مراحل آموزش، ارزیابی و آزمون و کم‌ترین میانگین مربعات خطای شبکه برای تعیین بهترین الگوریتم آموزشی استفاده شد. در بین الگوریتم‌های مذکور rp نامناسب‌ترین

الگوریتم شناخته شد. با توجه به جدول (۲) بالاترین ضریب همبستگی و کمترین میانگین مربعات خطا مربوط به الگوریتم لونبرگ-مارکوارت می‌باشد، این الگوریتم از میانگین دقت شبیه‌سازی (P.A) مناسبی نیز برخوردار است. نتایج بدست آمده نشان از قابلیت شبکه‌های عصبی به عنوان ابزاری برای پیش‌بینی تغییرات محتوای رطوبتی با زمان است که می‌توان در سیستم‌های کنترل خشک‌کن به کار رود.

منابع و مأخذ

- ۱- بهروزی خزاعی، ن.، توکلی، ت.، امیری چایجان، ر.، خوش تقاضا، م. ت. ۱۳۸۷. کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی محتوای رطوبتی در طی فرآیند خشک کردن انگور. پنجمین کنگره ماشین‌های کشاورزی. مشهد.
- ۲- خوش تقاضا، م. ه. امیری چایجان، ر. منتظر، غ. و مینایی، س. ۱۳۸۶. پیش‌بینی ضریب تبدیل شلتوک به برنج سفید در خشک کردن به روش بستر ثابت به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی. مجله تحقیقات مهندسی کشاورزی، ۸ (۲): ۱۳۵-۱۵۶.
- ۳- صفری، م. ۱۳۷۸. مبانی فیزیک و شیمیایی نگه‌داری مواد غذایی، مؤسسه انتشارات و چاپ دانشگاه تهران.
- ۴- محبوب خمایی، ع.، ۱۳۸۰. کشت موز در گلخانه و فضای آزاد، حق‌شناس، رشت، ص ۱۰۹.
5. Cubillos, F., and Reyes, A. 2003. Design of a model based on a modular neural network approach. *Drying Technology*, 21(7):1185-1195.
6. Dayhoff, J. E. 1990. *Neural Network Principles*. Prentice-Hall International, U.S.A.
7. Farkas, I., Remenyi, P. and Biro, B. 2000a. A neural network topology for modeling grain drying. *Computers and Electronics in Agriculture*. 26: 147-158.
8. Gautam, R.K., Panigrahi, S., Franzen, D. 2003. Neural network models for soil nitrate prediction using imagery and non-imagery information. ASAE Paper No. 033065. ASAE, St. Joseph, MI.
9. Harrison, J.D., Andress, E.L., 1914. *Preserving food: drying fruits and vegetables*. University of Georgia Cooperative Extension Service.
10. Karathanos, V. T. and Belessiotis V. G. 1997. Sun and artificial air drying kinetics of some agricultural products. *Journal of Food Engineering*. 31: 35-46.
11. Prachayawarakorn, S., Tia, W., Plyto, N., Soponronnarit, S., 2008. Drying kinetics and quality attributes of low-fat banana slices dried at high temperature. *Journal of Food Engineering*. 85: 509-519.
12. Wang, Z., Sun, J., Liao, X., Chen, F., Zhao, G., Wu, J., Hu, X., 2007. Mathematical modeling on hot air drying of thin layer apple pomace. *Food Research International*. 40: 39-46.

Abstract

The objective of this research is predication of moisture content thin layer in the process drying whit applying the flow of hot air, as a function of temperature, air velocity, and thicknesses of slice, cultivar and drying time of samples using with Artificial Neural Network (ANN). The data needed for making training pattern, validation and testing were gathered by conducting a series of drying tests in different treatment by a laboratory scale drier. For obtaining the variation of moisture content in relation to drying time, the Multilayer Perceptron Back Propagation with training algorithm Levenberg- Marquardt, Resilient Backpropagation Algorithm and gradient descant with momentum was used. The result of algorithm Levenberg- Marquardt was better than other algorithms. Artificial Neural Network (ANN) based on Levenberg- Marquardt Algorithm with structure of 5-16-16-1 with sigmoid function had better results in comparison to other topologies. This topology determined the variation of drying time of banana with determination coefficient of 0.9994.

Keyword: drying, moisture content, Artificial Neural Network (ANN), banana