

پیش‌بینی محتوای رطوبتی پیاز خوراکی در طی فرآیند خشک کردن با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

* حدیث نعمت‌پور ملک‌آباد^۱ - محمد جواد شیخ داودی^۲ - اسماعیل خراسانی فردوانی^۳ و حسن ذکی دیزجی^۴

- ۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد مکانیک ماشین‌های کشاورزی و مکانیزاسیون دانشگاه شهید چمران اهواز
- ۲- دانشیار گروه مکانیک ماشین‌های کشاورزی و مکانیزاسیون دانشگاه شهید چمران اهواز
- ۳- استادیار گروه مکانیک ماشین‌های کشاورزی و مکانیزاسیون دانشگاه شهید چمران اهواز
- ۴- استادیار گروه مکانیک ماشین‌های کشاورزی و مکانیزاسیون دانشگاه شهید چمران اهواز

تاریخچه مقاله	چکیده
دریافت: ۱۳۹۲/۰۷/۰۱ پذیرش نهایی: ۱۳۹۳/۰۳/۱۱	پیاز خوراکی به‌عنوان منبع غذایی و همچنین مصارف دارویی، امروزه بسیار مورد توجه قرار گرفته است. با افزایش بیش از پیش تولید پیاز، نیاز به انبارداری، افزایش ماندگاری، کاهش ضایعات و استفاده از پودر پیاز بیشتر احساس می‌شود. به‌همین جهت خشک کردن این محصول به‌عنوان یکی از راهکارهای عملی همواره مطرح می‌باشد. امروزه با توجه به مزایای فناوری هوش مصنوعی، استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در سطح وسیعی برای شبیه‌سازی و پیش‌بینی پارامترهای مورد نیاز در فرایندهای خشک کردن در حال رشد و توسعه است. هدف از انجام این تحقیق پیش‌بینی محتوای رطوبتی پیاز به کمک شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. در این تحقیق پیاز با استفاده از خشک‌کن جریان عمودی هوای داغ در زمان‌های مختلف در سه سطح دمای ۶۰، ۷۰ و ۸۰ درجه سلسیوس، سه سطح ضخامت لایه ۱۵، ۳۰ و ۴۵ میلی‌متر، سه سطح ضخامت خلال ۲، ۴ و ۶ میلی‌متر و سه تکرار، در سرعت هوای ثابت ۱/۵ متر بر ثانیه خشک شده تا محتوای رطوبتی آن ثابت و به ۶٪ (بر پایه تر) برسد. بهترین الگوریتم یادگیری لونیگ-مارکوارت با کمترین مقدار خطا MSE انتخاب شد. توپولوژی بهینه ۱-۱۰-۴ با تابع آستانه تانژانت سیگموئید و مقادیر خطای ۰/۱۳۳ و توپولوژی بهینه ۱-۶-۴ با تابع آستانه لگاریتم سیگموئید و مقادیر خطای ۰/۰۲۲ به دست آمدند. مقایسه ضریب تبیین R^2 و MSE نشان داد که شبکه عصبی با ساختار ۱-۱۰-۴ با تابع آستانه تانژانت سیگموئید برای پیش‌بینی محتوای رطوبتی در مقایسه با توپولوژی‌های دیگر نتایج بهتری را ارائه می‌کند؛ بهترین مقدار ضریب تبیین ۰/۹۹۸ و MSE آن ۰/۱۳۳ به دست آمد.
* عهده دار مکاتبات E-mail: hadisnematpour@yahoo.com	

مقدمه

خشک کردن یکی از فرآیندهای متداول در صنایع غذایی به حساب می‌آید و به احتمال زیاد اصلی‌ترین و پرهزینه‌ترین بخش در عملیات پس از برداشت می‌باشد (۲). از جمله مزایای خشک کردن محصولات کشاورزی، افزایش زمان ماندگاری محصول بدون افزودن مواد شیمیایی، کاهش اندازه بسته‌بندی و کاهش هزینه حمل و نقل می‌باشد. کنترل بدون وقفه فرآیند خشک کردن و افزایش کیفیت محصول خروجی نیازمند پیش‌بینی بدون وقفه تغییرات محتوای رطوبتی می‌باشد. مدل‌های به‌دست آمده اغلب به‌منظور مطالعه رفتار متغیرهای عملیاتی، پیش‌بینی سینتیک خشک شدن و بهینه‌سازی فرآیند خشک کردن مورد استفاده قرار می‌گیرند (۱۰). فاركاس^۱ و همکاران (۷) جنبه‌های مدل‌سازی جویات خشک شده توسط شبکه‌ی عصبی را مورد مطالعه قرار داده‌اند. در این تحقیق کاربرد شبکه‌ی عصبی در یک خشک‌کن بستر ثابت به کار گرفته شده است. هدف از این تحقیق تخمین زدن رابطه‌ی بین توزیع رطوبت مواد خشک شده و پارامترهای فیزیکی شامل دمای خشک شدن، رطوبت و سرعت هوای دمیده شده بود. در این پژوهش ورودی‌های شبکه شامل سرعت جریان هوا در سه سطح ۰/۱۷۸، ۰/۲۶۷ و ۰/۳۵۶ متر بر ثانیه، دمای هوای ورودی در سه سطح ۵۴/۴، ۶۸ و ۸۱/۶ درجه سلسیوس و رطوبت ویژه‌ی هوای خشک‌کن در سه سطح ۲/۸، ۱۴/۵ و ۲۶/۲ گرم بر متر مکعب و همه‌ی تیمارها در سه تکرار انجام شد. نتیجه بدست آمده در این تحقیق بدین شرح بود که می‌توان در یک خشک‌کن بستر ثابت توزیع رطوبت در اعماق توده محصول در حال خشک شدن را توسط شبکه عصبی مدل کرد به‌نحوی که خروجی شبکه (تخمین رطوبت) به تغییرات ورودی شبکه بیشتر حساس باشد (۷). کویلس^۲ و ریز^۳ برای

خشک کردن هویج شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند. پارامترهای سرعت و دمای هوای خشک‌کن و زمان خشک کردن به‌عنوان پارامترهای ورودی به شبکه در نظر گرفته شده بود. آن‌ها در بررسی خود از شبکه‌هایی 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 داده شدند. 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 به‌منظور طراحی و انتخاب شرایط کاری بهینه و مقایسه کردن خشک‌کن مناسب است (۳). اسلام^۴ و همکاران (۹) پژوهشی در زمینه‌ی پیشگویی سرعت خشک شدن توسط شبکه‌ی عصبی انجام دادند. این تحقیق بر روی ورقه‌های گوجه‌فرنگی صورت گرفت. تیمارها شامل سرعت هوا در محدوده‌ی ۰/۵ تا ۲ متر بر ثانیه، دمای هوای خشک‌کن در محدوده‌ی ۴۰ تا ۵۵ درجه سلسیوس، رطوبت نسبی هوا در محدوده‌ی ۵ تا ۵۰ درصد و ضخامت ورقه‌های نمونه در محدوده‌ی ۳ تا ۱۰ میلی‌متر بود. در این تحقیق از مدل خشک شدن پیچ استفاده شده بدین نحو که همین مدل در شبکه عصبی آنالیز گردیده است (۹). ارنترک^۵ و همکاران (۵) تحقیقی در زمینه‌ی مقایسه تخمین خشک کردن دینامیکی گیاه اکناسه آنگوستیفولیا (یک گیاه با کاربرد پزشکی فراوان) به وسیله تحلیل رگرسیون و شبکه‌ی عصبی انجام دادند. در این تحقیق خشک کردن دینامیکی لایه نازک این گیاه و مقایسه‌ی آن در تحلیل رگرسیون و شبکه‌ی عصبی بررسی شده است. آزمایش‌ها در سه سطح دمایی ۱۵، ۳۰ و ۴۵ درجه سلسیوس و در سه سطح سرعت هوا

3- Reyes
4- Islam
5- Erenturk

1- Farkas
2- Cubillos

توجه به مزایای فناوری هوش مصنوعی استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در سطح وسیعی برای شبیه‌سازی و پیش‌بینی پارامترهای مورد نیاز در فرایندهای خشک کردن در حال رشد و توسعه است. هدف از انجام این تحقیق پیش‌بینی محتوای رطوبتی پیاز به کمک شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد.

مواد و روش‌ها

شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌ی عصبی مصنوعی، یکی از روش‌های محاسباتی است که به کمک فرآیند یادگیری^۳ و با استفاده از پردازشگرهایی بنام نرون تلاش می‌کند با شناخت روابط ذاتی بین داده‌ها، نگاهی 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 فرایندی است که در نهایت منجر به یادگیری می‌شود. یادگیری شبکه، زمانی انجام می‌شود که وزن‌های ارتباطی بین لایه‌ها چنان تغییر کند که اختلاف بین مقادیر پیش‌بینی شده و محاسبه شده در حد قابل قبولی باشد. با دست‌یابی به این شرایط فرایند یادگیری محقق شده است. این وزن‌ها حافظه و دانش شبکه را بیان می‌کنند. شبکه عصبی آموزش دیده می‌تواند برای پیش‌بینی خروجی‌های متناسب با مجموعه جدید داده‌ها به کار رود (۴). با توجه به ساختار شبکه عصبی مصنوعی، ویژگی‌های عمده آن، سرعت بالای پردازش، توانایی یادگیری الگو، توانایی تعمیم دانش پس از یادگیری، انعطاف‌پذیری در برابر خطاهای ناخواسته و عدم ایجاد اختلال قابل توجه در صورت بروز اشکال در بخشی از اتصالات به دلیل توزیع وزن‌های شبکه است (۱۱). در این تحقیق از شبکه پرسپترون استفاده شد که به اختصار توضیح داده می‌شود:

۰/۳، ۰/۷ و ۱/۱ متر بر ثانیه و طول نمونه در سه اندازه کمتر از ۳ میلی‌متر، بین ۳ تا ۶ میلی‌متر و بیشتر از ۶ میلی‌متر انجام شد. ۱۵۰ گرم از نمونه‌ها پس از خروج از یخچال تحت تیمارهای فوق در خشک‌کن قرار گرفت. تحلیل رگرسیونی با چهار مدل نیوتن، هندرسون و پایس، پیچ و پیچ اصلاح شده صورت گرفت و همزمان تحلیل در شبکه‌ی عصبی نیز صورت گرفت و شبکه بهینه دو لایه با یک لایه مخفی و ۳۰ نرون حاصل شد. نتایج به دست آمده حاکی از آن بود که مدل شبکه‌ی عصبی با ۰/۱ درصد دقت بهتر از مدل پیچ اصلاح شده ظرفیت رطوبت را تخمین زد (۵). امیری چایجان (۱) چهار متغیر وابسته‌ی آهنگ خروج محصول، آهنگ تغییر، میزان مصرف انرژی و ضریب تبدیل شلتوک به برنج سفید در خشک‌کن بستر ثابت را به کمک شبکه‌ی عصبی مصنوعی برآورد کرد. نتایج بررسی‌های ایشان نشان داد که بهترین نتایج برای شبکه پس‌انتشار پیشرو با توپولوژی ۴-۹-۱۲-۷ و الگوریتم آموزش لونبرگ - مارکوارت^۱ و تابع آستانه‌ی لگاریتم سیگموئید حاصل می‌گردد (۱). منلیک^۲ و همکاران (۱۲) رفتار خشک کردن انجمادی سیب را از طریق شبکه‌ی عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار دادند. در این پژوهش، محتوای رطوبتی، نسبت رطوبت و آهنگ خشک کردن سیب تخمین زده شد. نتایج نشان داد که شبکه‌ی عصبی مصنوعی توانست محتوای رطوبتی، نسبت رطوبت و آهنگ خشک کردن را به ترتیب با ضرایب تبیین ۰/۹۹۹، ۰/۹۹۹ و ۰/۹۹۹ تخمین بزند (۱۲). پیاز خوراکی به‌عنوان منبع غذایی و همچنین مصارف دارویی، امروزه بسیار مورد توجه قرار گرفته است. با افزایش بیش از پیش تولید پیاز خوراکی، نیاز به انبارداری، افزایش ماندگاری، کاهش ضایعات و استفاده از پودر پیاز بیشتر احساس می‌شود. به‌همین جهت خشک کردن این محصول به‌عنوان یکی از راهکارهای عملی همواره مطرح می‌باشد. امروزه با

1- Levenberg- Marquardt Algorithm

2- Menlik

نعمت پور ملک آباد و همکاران: پیش‌بینی محتوای رطوبتی پیاز خوراکی...

شبکه پرسپترون چند لایه (MLP)

این شبکه شامل یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی است (شکل ۱). برای آموزش این شبکه، معمولاً از الگوریتم پس‌انتشار^۱ (BP) استفاده می‌شود. در طی آموزش شبکه پرسپترون به کمک الگوریتم یادگیری پس‌انتشار، ابتدا محاسبات از ورودی شبکه به سوی خروجی شبکه انجام می‌شود و سپس مقادیر خطای محاسبه شده به لایه‌های قبل انتشار می‌یابد. در ابتدا، محاسبه خروجی به صورت لایه به لایه انجام می‌شود و خروجی هر لایه، ورودی لایه بعدی خواهد بود. در حالت پس‌انتشار، ابتدا لایه‌های خروجی تعدیل می‌شود، زیرا برای هر یک از نرون‌های لایه خروجی، مقدار مطلوبی وجود دارد و می‌توان به کمک آن‌ها و قاعده‌های بهنگام‌سازی، وزن‌ها را تعدیل نمود. با وجود اینکه الگوریتم پس‌انتشار خطا نتایج بسیار خوبی در حل مسائل ارائه داده است، در حل برخی از مسائل ضعیف عمل می‌کند که این امر می‌تواند به دلیل طولانی بودن یا مشخص نبودن زمان یادگیری، انتخاب نامناسب ضریب یادگیری و یا توزیع تصادفی وزن‌های اولیه باشد. در برخی موارد نیز به دلیل وجود کمینه موضعی، فرایند یادگیری مختل می‌شود که به دلیل قرار گرفتن جواب در قسمت‌های هموار توابع آستانه دچار وقفه می‌شود. مراحل آموزش به کمک این الگوریتم عبارتند از (۴) و (۱۱): (الف) - اختصاص ماتریس وزن تصادفی به هر یک از اتصالات (ب) - انتخاب بردار ورودی و خروجی متناسب با آن (پ) - محاسبه خروجی نرون در هر لایه و در نتیجه محاسبه خروجی نرون‌ها در لایه خروجی (ت) - بهنگام‌سازی وزن‌ها به روش انتشار خطای شبکه به لایه‌های قبل که خطای یاد شده ناشی از اختلاف بین خروجی واقعی و خروجی محاسبه شده است. (ث) - ارزیابی عملکرد شبکه آموزش دیده به کمک برخی شاخص‌های تعریف شده مانند جذر میانگین مربعات خطا

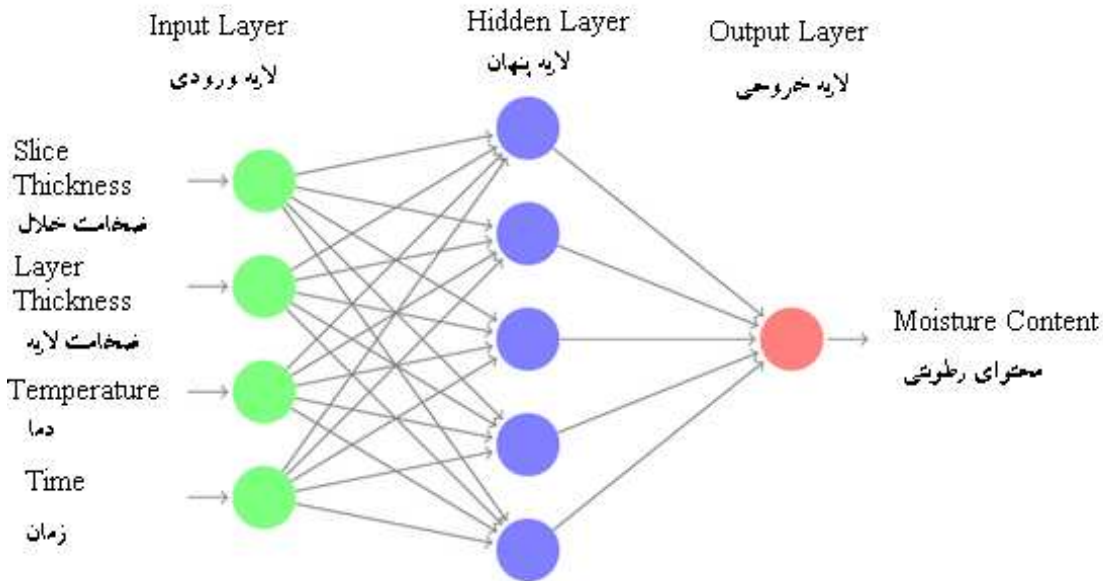
(MSE) و سرانجام برگشت به قسمت پ یا پایان آموزش.

الگوریتم‌های آموزش

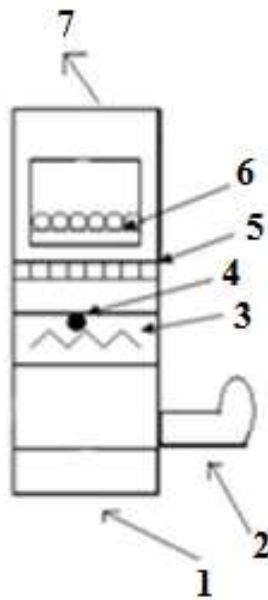
از الگوریتم‌های آموزش الگوریتم لونیگ - مارکواریت برای بهنگام‌سازی وزن‌های شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد که یکی از الگوریتم‌های پرکاربرد می‌باشد زیرا آموزش شبکه را بسیار سریع انجام می‌دهد و سطح خطای موجود را حداقل می‌سازد. در واقع این الگوریتم برای افزایش سرعت یادگیری شبکه طراحی شده که بر مبنای ماتریس هیس می‌باشد.

خشک‌کن آزمایشگاهی و تجهیزات مورد استفاده

برای انجام این تحقیق ابتدا محصول از بازار خریداری و به آزمایشگاه انتقال داده شد. رطوبت اولیه محصول با استفاده از دستگاه آون اندازه‌گیری شد و بر پایه تر برابر ۹۰/۱۲ به دست آمد. طی آزمایش‌های ۲، ۴ و ۶ میلی‌متری پیاز با استفاده از دستگاه خلال‌ساز در ضخامت‌های لایه ۱۵، ۳۰ و ۴۵ میلی‌متر و با دماهای ۶۰، ۷۰ و ۸۰ درجه سلسیوس در سه تکرار، در سرعت هوای ثابت ۱/۵ متر بر ثانیه از رطوبت ۹۰/۱۲ درصد بر پایه تر تا ۶ درصد بر پایه تر خشک شد. برای انجام آزمایش‌ها از یک خشک‌کن آزمایشگاهی با جریان هوای اجباری و سینی ثابت مطابق شکل (۲) استفاده شد. این خشک‌کن قابلیت کنترل دما و سرعت‌های مختلف را دارد و هوا به صورت عمودی به محصول برخورد می‌کند. در این خشک‌کن از یک اینورتور برای کنترل دور فن و در نتیجه کنترل سرعت جریان هوا و از یک ترموستات، برای کنترل دما استفاده گردید. هوا بعد از عبور از میان المنت‌های حرارتی وارد بخش خطی‌کننده جریان شده تا هوایی که به نمونه‌های آزمایشی می‌رسد کانالیزه شود و به صورت یکسان در سطح مقطع خشک‌کن پخش شود.



شکل (۱) معماری شبکه عصبی مصنوعی
Figure (1) Neural network architecture



شکل (۲) شماتیک خشک کن مورد استفاده: ۱- ترازوی دیجیتال، ۲- دمنده و کانال هوای ورودی به محفظه خشک کن، ۳- هیتر، ۴- ترموستات، ۵- خطی کننده جریان هوا، ۶- سینی محصول، ۷- محل خروج هوا
Figure (2) Schematic dryer used: 1. digital scale, 2. channel blower and dryer air inlet chamber, 3. heater, 4. thermostat, 5. linear air flow, 6. product trays, 7. air exit

نعمت پور ملک آباد و همکاران: پیش‌بینی محتوای رطوبتی پیاز خوراکی...

یکی از مشکلاتی که هنگام آموزش شبکه عصبی ممکن است پیش بیاید، بیش‌آموزی شبکه است؛ بدین صورت که در هنگام آموزش شبکه، خطا به مقدار قابل قبول می‌رسد ولی هنگام ارزیابی، خطای شبکه به مراتب از خطای داده‌های آموزشی بیشتر است (۸). برای جلوگیری از بیش‌آموزی دو راه وجود دارد: الف- توقف سریع آموزش؛ ب- انتخاب کمترین تعداد نرون در لایه پنهان (۶). در این تحقیق از روش دوم استفاده شد. بدین صورت که برای آموزش شبکه، ابتدا داده‌ها به طور تصادفی به سه قسمت تقسیم شدند، طوری که ۶۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۲۰ درصد برای ارزیابی و ۲۰ درصد داده‌ها برای تست شبکه در محدوده (۰-۱) نرمال و استفاده شدند. در حین آموزش شبکه، زمانی که خطای بین داده‌های آموزش و ارزیابی شروع به افزایش کند، فرآیند آموزش قطع می‌شود. برای یافتن شبکه عصبی با توپولوژی مناسب به کمک الگوریتم آموزشی، از معیار خطای مجموع مربعات میانگین استفاده شد. هدف کمینه شدن خطای مذکور است که با رابطه زیر تعریف می‌شود.

(۴)

$$MSE = \frac{\sum_{p=1}^M \sum_{i=1}^N (S_{ip} - T_{ip})^2}{n_p * n_o}$$

که در آن MSE خطای مربعات میانگین در مرحله تست، S_{ip} خروجی شبکه در نرون i ام و الگوی p ام، T_{ip} خروجی هدف در نرون i ام و الگوی p ام، N تعداد نرون-های لایه خروجی و M تعداد الگوهای تست است. برای ارزیابی شبکه انتخاب شده در مرحله قبل از معیار ضریب تعیین (R^2) برای داده‌های پیش‌بینی شده در حین آموزش شبکه استفاده شد.

نتایج و بحث

شکل‌های (۳)، (۴) و (۵) تاثیر دما و ضخامت خلال را در ضخامت لایه‌های متفاوت بر تغییرات نسبت رطوبت با زمان در سرعت ۱/۵ متر بر ثانیه نشان می‌دهد.

تعیین محتوای رطوبتی در طول آزمایش‌ها

با داشتن جرم ماده خشک محصول و جرم محصول در هر فاصله زمانی که اندازه‌گیری شده است؛ محتوای رطوبت لحظه‌ای از رابطه زیر قابل محاسبه است:

(۱)

$$X_i = \frac{(m_i - m_d)}{m_i} \times 100$$

در این معادله X_i نسبت رطوبت بر پایه‌ی تر در فاصله زمانی t_i ، m_i مقدار جرم محصول در فاصله زمانی t_i و m_d وزن خشک محصول برحسب کیلوگرم می‌باشند. با داشتن رطوبت و جرم اولیه محصول و رطوبت نهایی، مقدار جرم نهایی محصول تعیین می‌شود. در هنگام خشک کردن محصول، زمانی که جرم محصول به جرم نهایی از پیش تعیین شده برسد، فرآیند خشک شدن قطع می‌شود.

معماری شبکه عصبی مصنوعی

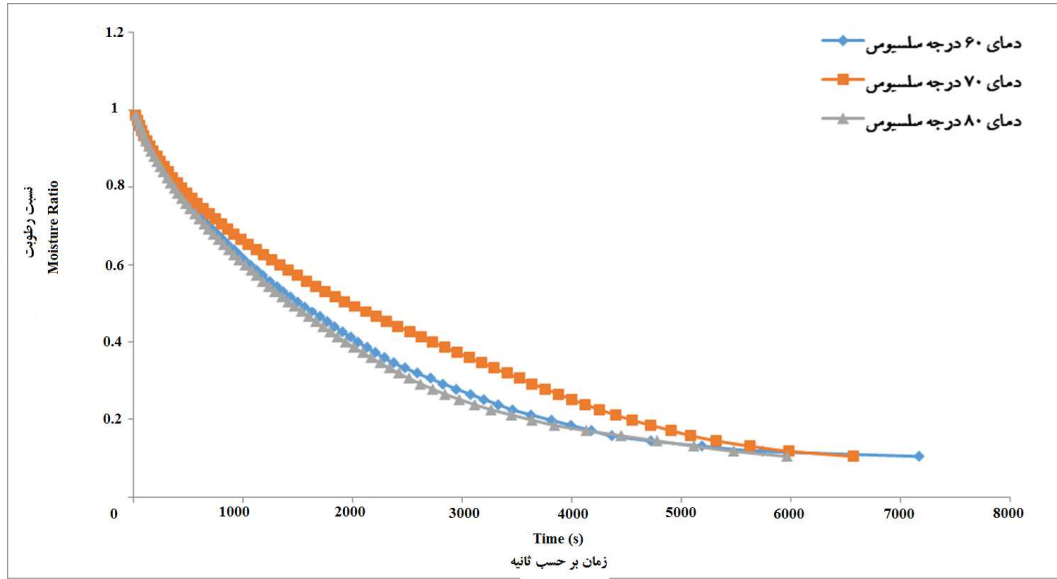
به طور کلی با آزمایش‌های انجام شده دو الگو ایجاد گردید، در الگوی اول ضخامت خلال، ضخامت لایه، دما و زمان به عنوان ورودی و محتوای رطوبتی به عنوان خروجی در نظر گرفته شد. در الگوی دوم ضخامت خلال، ضخامت لایه، دما و محتوای رطوبتی به عنوان ورودی و پیش‌بینی مدت زمان لازم برای خشک شدن به عنوان خروجی تعیین گردید. در پژوهش حاضر از الگوی اول استفاده شد. شبکه عصبی با چهار نرون لایه ورودی (ضخامت خلال، ضخامت لایه، دما و زمان) و یک نرون لایه خروجی (پیش‌بینی محتوای رطوبتی) طراحی شد (شکل ۴). در این تحقیق از نرم افزار Qnet2000 استفاده گردید. از شبکه پرسپترون یک لایه برای پیش‌بینی استفاده شد و همچنین توابع آستانه مختلفی برای یافتن حالت بهینه آن مورد ارزیابی قرار گرفت که عبارتند از:

(۲) تابع سیگموئیدی لگاریتمی

$$\text{Logsig} = \frac{1}{1 + \exp(-X_i)}$$

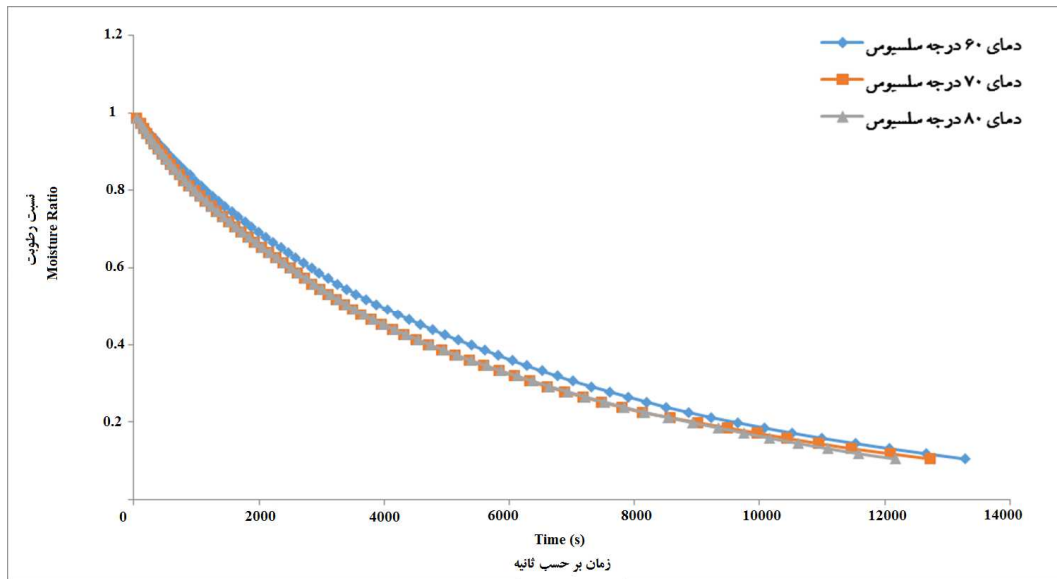
(۳) تابع تانژانت سیگموئیدی

$$\text{Tansig} = \frac{2}{(1 + \exp(-2X_i)) - 1}$$



شکل (۳) الف تاثیر دما و ضخامت خلال ۲ میلی‌متر در ضخامت لایه ۱۵ میلی‌متر بر تغییرات نسبت رطوبت با زمان در سرعت ۱/۵ متر بر ثانیه

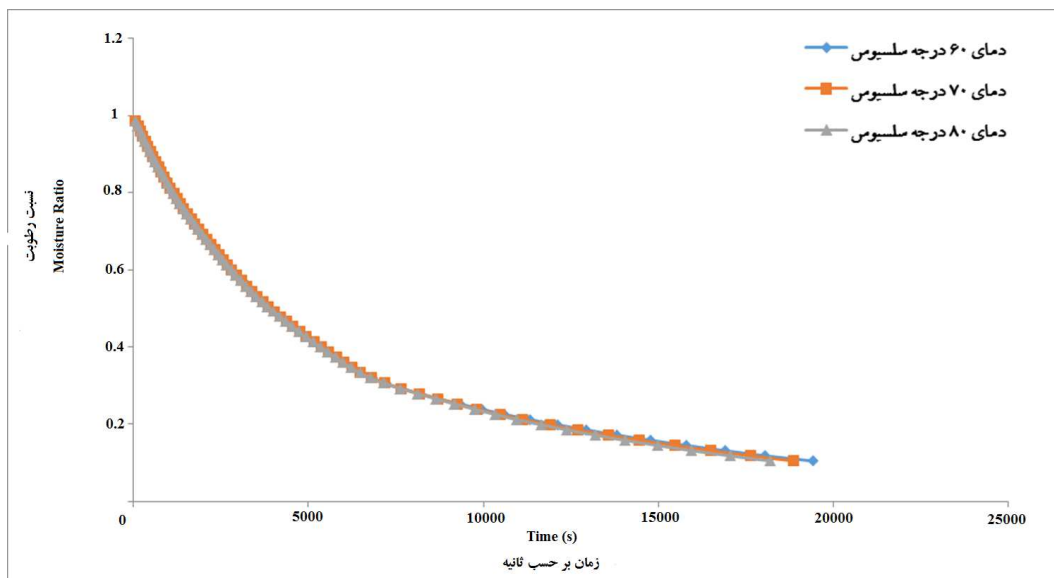
Figure (3) a The effect of temperature and 2 mm thickness on the 15 mm layer thickness on moisture ratio changes at a speed of 1.5 meters per second



شکل (۳) ب تاثیر دما و ضخامت خلال ۴ میلی‌متر در ضخامت لایه ۱۵ میلی‌متر بر تغییرات نسبت رطوبت با زمان در سرعت ۱/۵ متر بر ثانیه

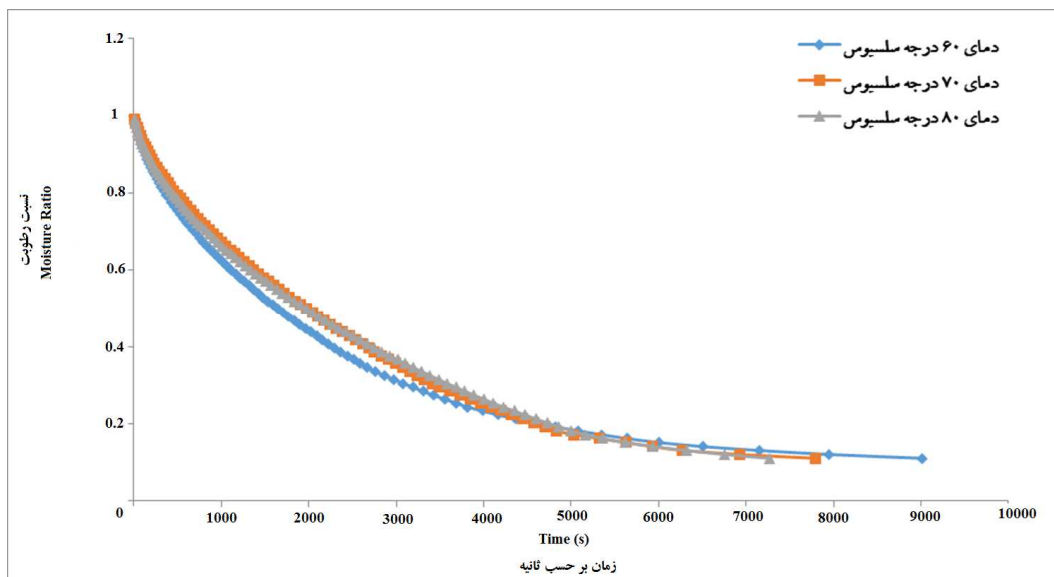
Figure (3) b The effect of temperature and 4 mm thickness on the 15 mm layer thickness on moisture ratio changes at a speed of 1.5 meters per second

نعمت پور ملک آباد و همکاران: پیش‌بینی محتوای رطوبتی پیاز خوراکی...



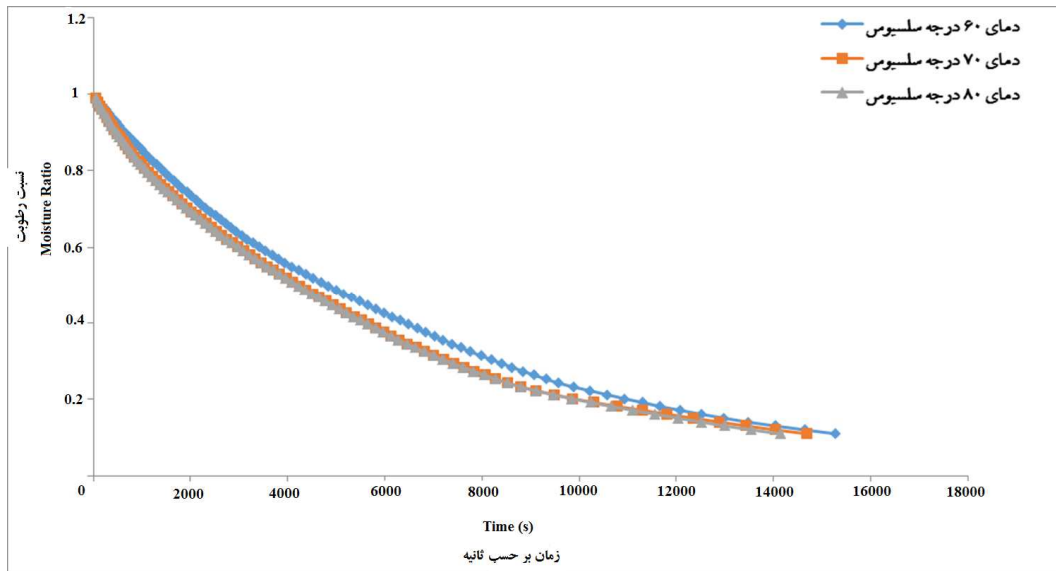
شکل (۳) پ تاثیر دما و ضخامت خلال ۶ میلی‌متر در ضخامت لایه ۱۵ میلی‌متر بر تغییرات نسبت رطوبت با زمان در سرعت ۱/۵ متر بر ثانیه

Figure (3) c The effect of temperature and 6 mm thickness on the 15 mm layer thickness on moisture ratio changes at a speed of 1.5 meters per second



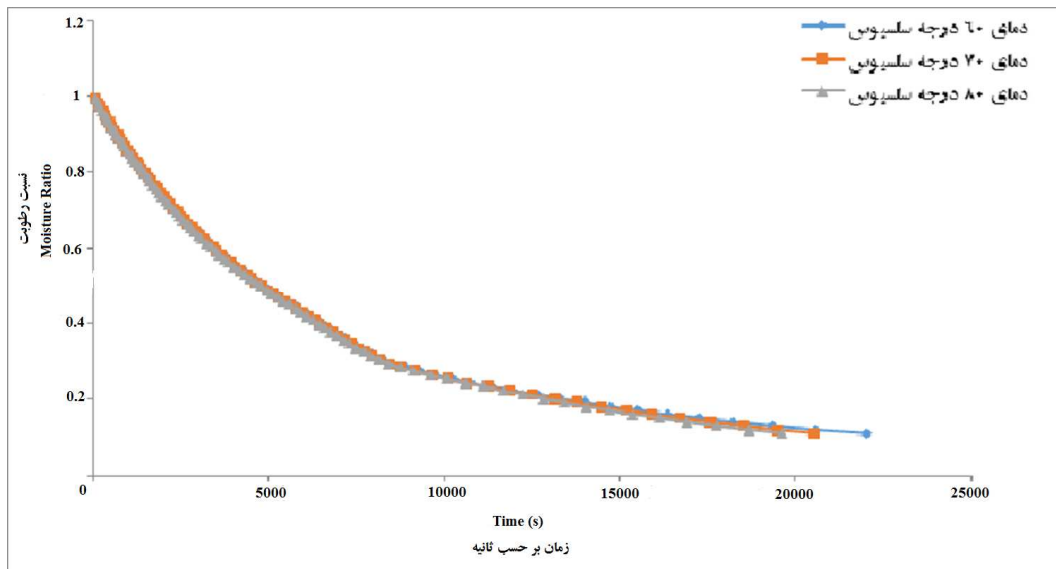
شکل (۴) الف تاثیر دما و ضخامت خلال ۲ میلی‌متر در ضخامت لایه ۳۰ میلی‌متر بر تغییرات نسبت رطوبت با زمان در سرعت ۱/۵ متر بر ثانیه

Figure (4) a The effect of temperature and 2 mm thickness on the 30 mm layer thickness on moisture ratio changes at a speed of 1.5 meters per second



شکل (۴) ب تاثیر دما و ضخامت خلال ۴ میلی‌متر در ضخامت لایه ۳۰ میلی‌متر بر تغییرات نسبت رطوبت با زمان در سرعت ۱/۵ متر بر ثانیه

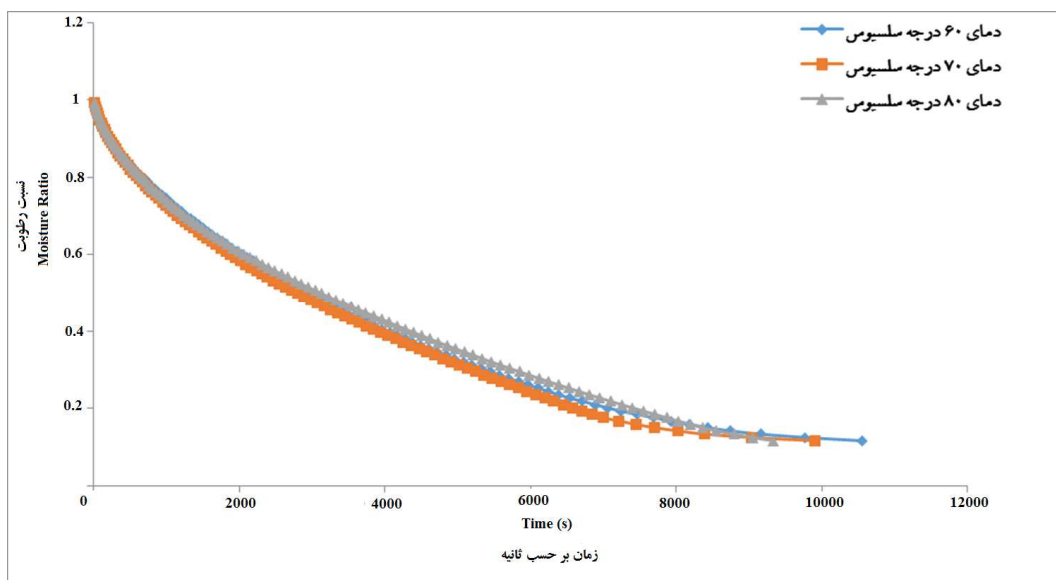
Figure (4) b The effect of temperature and 4 mm thickness on the 30 mm layer thickness on moisture ratio changes at a speed of 1.5 meters per second



شکل (۴) پ تاثیر دما و ضخامت خلال ۶ میلی‌متر در ضخامت لایه ۳۰ میلی‌متر بر تغییرات نسبت رطوبت با زمان در سرعت ۱/۵ متر بر ثانیه

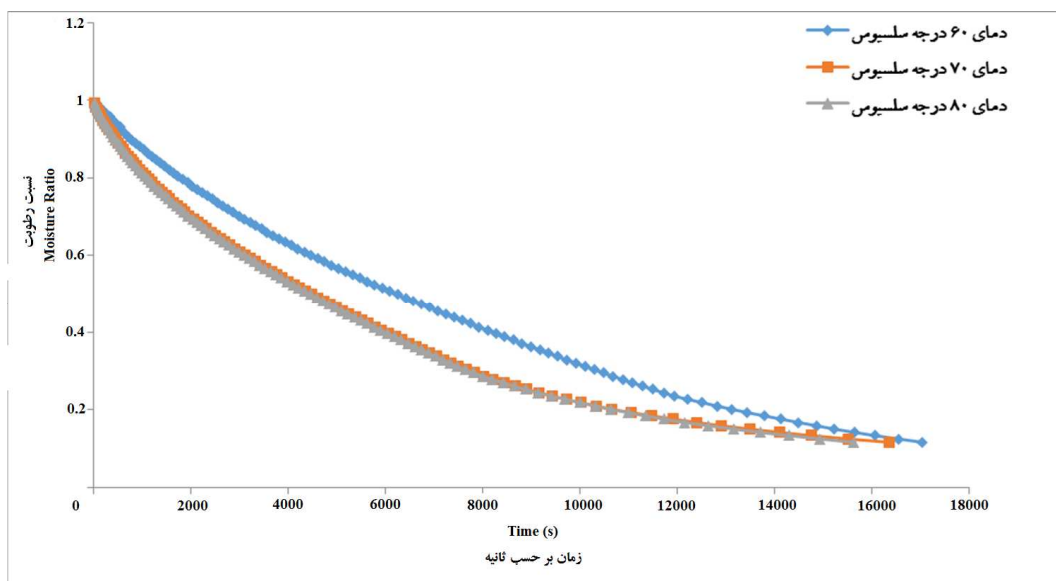
Figure (4) c The effect of temperature and 6 mm thickness on the 30 mm layer thickness on moisture ratio changes at a speed of 1.5 meters per second

نعمت پور ملک آباد و همکاران: پیش‌بینی محتوای رطوبتی پیاز خوراکی...



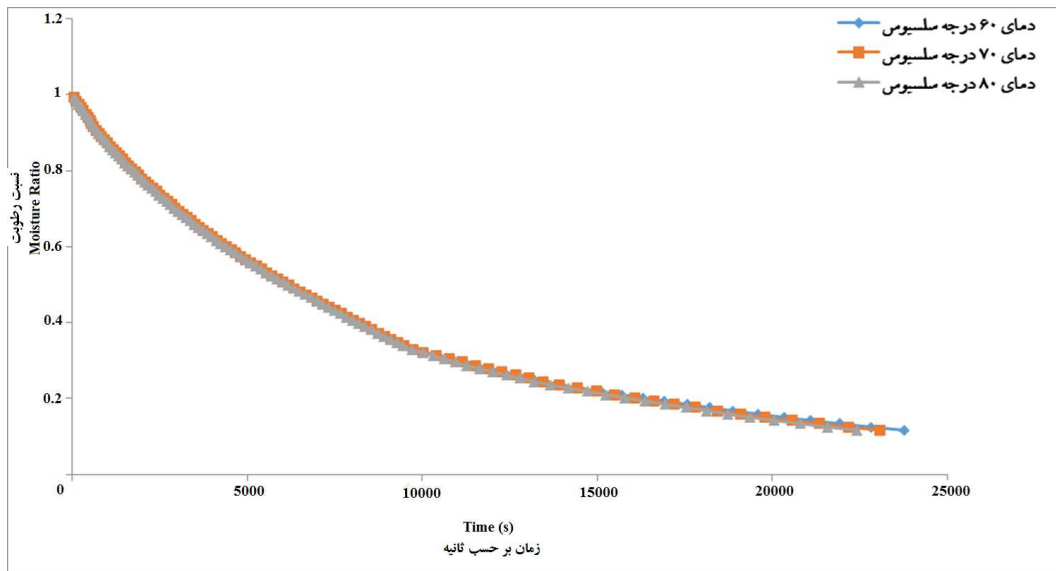
شکل (۵) الف تاثیر دما و ضخامت خلال ۲ میلی‌متر در ضخامت لایه ۴۵ میلی‌متر بر تغییرات نسبت رطوبت با زمان در سرعت ۱/۵ متر بر ثانیه

Figure (5) a The effect of temperature and 2 mm thickness on the 45 mm layer thickness on moisture ratio changes at a speed of 1.5 meters per second



شکل (۵) ب تاثیر دما و ضخامت خلال ۴ میلی‌متر در ضخامت لایه ۴۵ میلی‌متر بر تغییرات نسبت رطوبت با زمان در سرعت ۱/۵ متر بر ثانیه

Figure (5) b The effect of temperature and 4 mm thickness on the 45 mm layer thickness on moisture ratio changes at a speed of 1.5 meters per second



شکل (۵) پ تاثیر دما و ضخامت خلال ۶ میلی‌متر در ضخامت لایه ۴۵ میلی‌متر بر تغییرات نسبت رطوبت با زمان در سرعت ۱/۵ متر بر ثانیه

Figure (5) c The effect of temperature and 6 mm thickness on the layer 45 mm thickness on moisture ratio changes at a speed of 1.5 meters per second

جدول (۱) نتایج حاصل از بکارگیری الگوریتم یادگیری (LM) تابع آستانه (Tansig) با یک لایه پنهان در شبکه با استفاده از نرم-افزار (Qnet2000) در (Iteration) ۱۰۰۰۰

Table (1) Results of LM learning algorithm threshold function Tansig with a hidden layer of software on a network using Qnet2000 in Iteration 10000

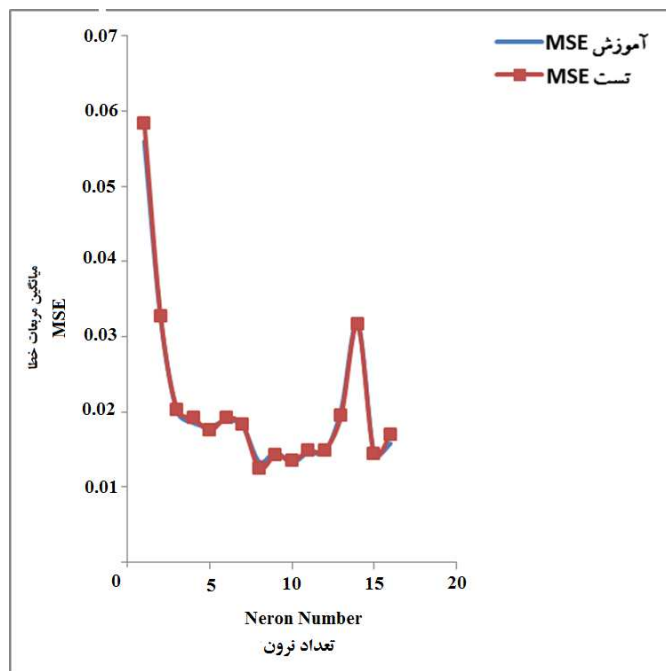
توپولوژی	میانگین مربعات خطا آموزش	میانگین مربعات خطا تست	ضریب تبیین آموزش	ضریب تبیین تست
(Topology)	(Training MSE)	(Test MSE)	(Training R ²)	(Test R ²)
4-1-1	0.056	0.058	0.962	0.959
4-2-1	0.032	0.033	0.987	0.987
4-3-1	0.020	0.020	0.995	0.995
4-4-1	0.019	0.019	0.996	0.995
4-5-1	0.018	0.018	0.997	0.997
4-6-1	0.019	0.019	0.996	0.996
4-7-1	0.018	0.018	0.996	0.996
4-8-1	0.013	0.013	0.998	0.998
4-9-1	0.015	0.014	0.997	0.997
4-10-1	0.013	0.013	0.998	0.998
4-11-1	0.015	0.015	0.997	0.997
4-12-1	0.015	0.015	0.998	0.997
4-13-1	0.020	0.020	0.995	0.995
4-14-1	0.032	0.032	0.996	0.996
4-15-1	0.015	0.014	0.998	0.998
4-16-1	0.016	0.017	0.997	0.997

نعمت پور ملک آباد و همکاران: پیش‌بینی محتوای رطوبتی پیاز خوراکی...

جدول (۲) نتایج حاصل از بکارگیری الگوریتم یادگیری (LM) تابع آستانه (Logsig) با یک لایه پنهان در شبکه با استفاده از نرم-افزار (Qnet2000) در (Iteration) ۱۰۰۰۰

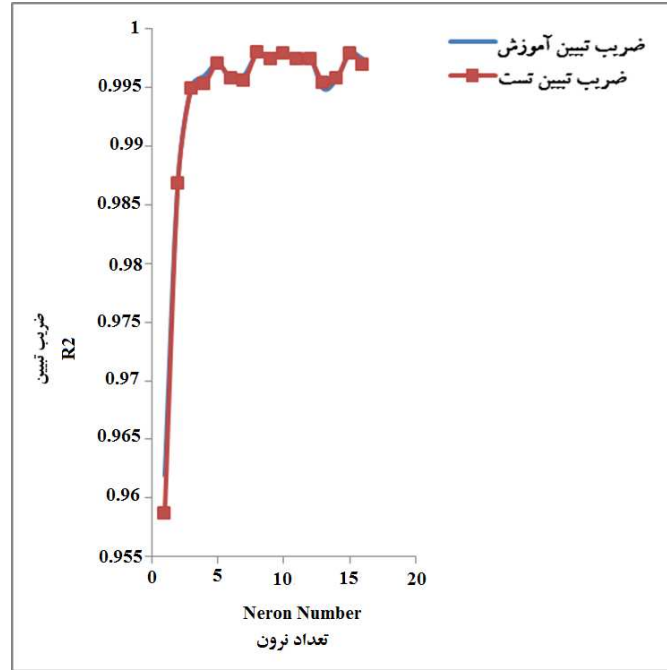
Table (2) Results of LM learning algorithm threshold function Logsig with a hidden layer of software on a network using Qnet2000 in Iteration 10000

توپولوژی	میانگین مربعات خطا آموزش	میانگین مربعات خطا تست	ضریب تبیین آموزش	ضریب تبیین تست
(Topology)	(Training MSE)	(Test MSE)	(Training R ²)	(Test R ²)
4-1-1	0.092	0.093	0.904	0.908
4-2-1	0.032	0.035	0.987	0.985
4-3-1	0.033	0.032	0.987	0.986
4-4-1	0.032	0.036	0.987	0.985
4-5-1	0.033	0.033	0.987	0.987
4-6-1	0.022	0.023	0.994	0.994

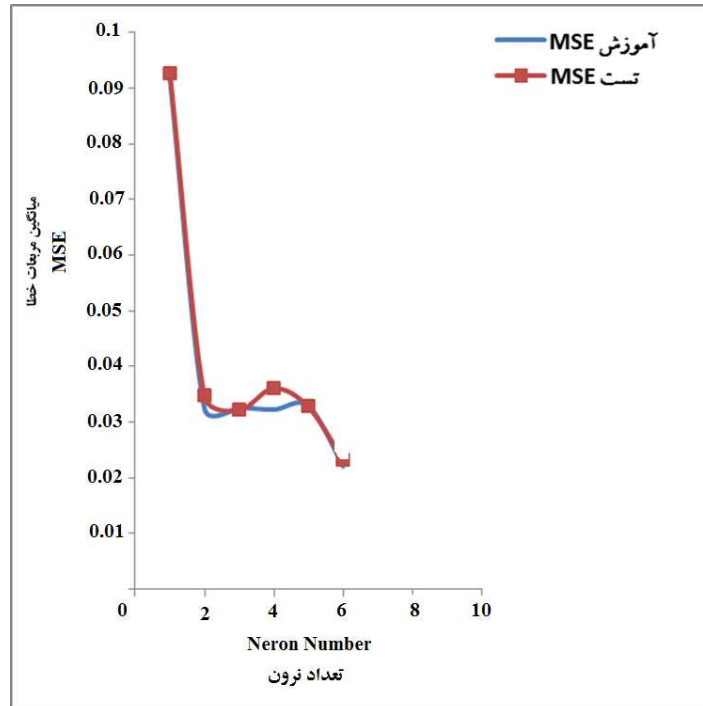


شکل (۶) مقایسه (MSE) آموزش و تست شبکه با تابع آستانه (Tansig) در نرون‌های مختلف لایه پنهان

Figure (6) Comparison of the MSE training and testing the network with hidden layer threshold function Tansig in different Neron

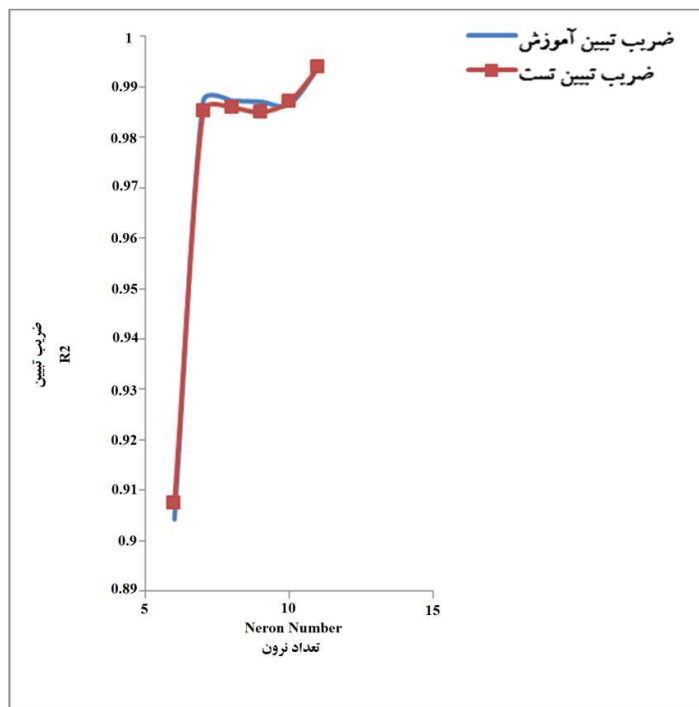


شکل (۷) مقایسه (R²) آموزش و تست شبکه با تابع آستانه (Tansig) در نرون‌های مختلف لایه پنهان
 Figure (7) Comparison of the R² training and testing the network with hidden layer threshold function Tansig in different Neurons



شکل (۸) مقایسه (MSE) آموزش و تست شبکه با تابع آستانه (Logsig) در نرون‌های مختلف لایه پنهان
 Figure (8) Comparison of the MSE training and testing the network with hidden layer threshold function Logsig in different Neurons

نعمت پور ملک آباد و همکاران: پیش‌بینی محتوای رطوبتی پیاز خوراکی...



شکل (۹) مقایسه (R^2) آموزش و تست شبکه با تابع آستانه (Logsig) در نرون‌های مختلف لایه پنهان
 Figure (9) Comparison of the R^2 training and testing the network with hidden layer threshold function Logsig in different Nerons

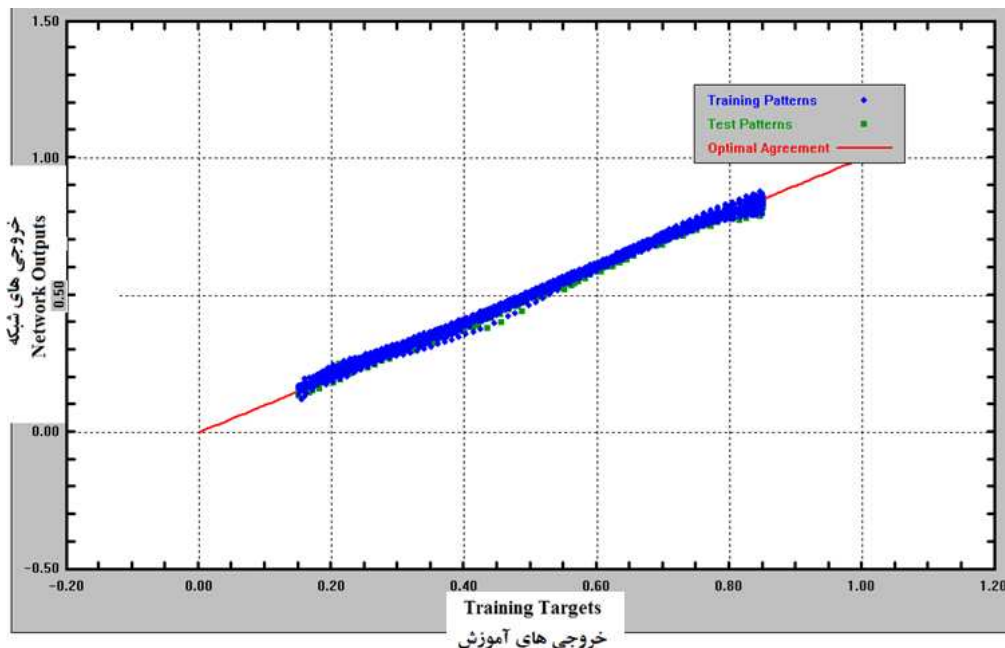
اولیه پروسه خشک کردن از دست می‌دهد و زمان زیادی برای از دست دادن رطوبت باقیمانده لازم است. با توجه به جداول (۱)، (۲) و شکل‌های (۶)، (۷)، (۸) و (۹) در توابع تبدیل Tansig و Logsig به ترتیب با تعداد ده و شش نرون در لایه مخفی و با R^2 ۰/۹۹۸ و ۰/۹۹۴ با مقادیر MSE ۰/۰۱۳ و ۰/۰۲۲ مناسب‌ترین آرایش برای شبکه بدست آمدند. با توجه به مقادیر به دست آمده برای R^2 و MSE توپولوژی‌های دارای یک لایه پنهان (۱-۱۰-۴ و ۱-۶-۴) به عنوان توپولوژی-های بهینه انتخاب شدند. جدول (۱) و شکل‌های (۶) و (۷) به ترتیب مقایسه MSE و R^2 ، مقادیر آموزش و تست شبکه با افزایش تعداد نرون‌ها در تابع آستانه Tansig می‌باشند که مقادیر آموزش و تست شبکه به هم بسیار نزدیک بوده که نشان از کارایی مناسب شبکه دارد. در جدول (۲) و شکل‌های (۸) و (۹) نیز به ترتیب

با توجه به شکل‌های به دست آمده نتیجه‌گیری شد که تغییر پارامترهای ضخامت خلال، ضخامت لایه و دما اثرات بسیار معنی‌داری بر زمان لازم برای فرآیند خشک شدن دارند. کاهش ضخامت خلال، کاهش ضخامت لایه و افزایش دما موجب کاهش زمان لازم برای فرآیند خشک شدن می‌شوند. نتایج نشان می‌دهد که کاهش ضخامت خلال در مقایسه با کاهش ضخامت لایه و افزایش دما تاثیر بیشتری بر کاهش زمان لازم برای فرآیند خشک شدن نشان می‌دهد. در شروع پروسه خشک کردن، رطوبت اولیه محصول زیاد بوده و نرخ از دست دادن رطوبت زیاد است، بتدریج با پیشرفت زمان محتوی رطوبت محصول به طور طبیعی کاهش پیدا کرده و نرخ کاهش رطوبت به طور طبیعی کاهش می‌یابد. محصول عمده رطوبت خود را در لحظات

کردن پرتقال معرفی کردند (۱۳). اسلام و همکاران (۹) نیز بیان کردند توپولوژی‌های دارای یک لایه پنهان بهترین برازش را در خشک کردن ورقه‌های گوجه-فرنگی نشان می‌دهند. امیری چایجان و همکاران (۱) شبکه پس‌انتشار پیشخور و الگوریتم آموزش لونیبرگ-مارکوارت را بهترین شبکه عصبی خشک کردن بستر سیال شلتوک برنج در نظر گرفتند. بنابراین می‌توان با استناد به نتایج سایر محققان و همچنین نتایج به دست آمده در این پژوهش نتیجه گرفت که شبکه‌های عصبی پرسپترون یک لایه پرسپترون با الگوریتم آموزش لونیبرگ-مارکوارت و اکثراً توپولوژی‌های دارای یک لایه پنهان بهترین مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی سینتیک خشک کردن انواع مختلف میوه‌ها و سبزی‌ها می‌باشند

مقایسه MSE و R^2 ، مقادیر آموزش و تست شبکه با افزایش تعداد نرون‌ها در تابع آستانه Logsig می‌باشند که در هر دو آن‌ها مقادیر آموزش و تست شبکه نیز به هم بسیار نزدیک بوده و در نهایت می‌توان گفت که از میان دو تابع آستانه مذکور، تابع آستانه Tansig با توپولوژی بهینه (۱-۱۰-۴) کارایی مناسب‌تری داشته که در شکل (۱۰) رگرسیون خروجی‌های شبکه برای این توپولوژی ارائه شده است. در شکل (۱۰) مقادیر آموزش، تست و خط بهینه برای شبکه در این توپولوژی بسیار به هم نزدیک بوده و تقریباً می‌توان گفت که بر هم منطبق است، که R^2 و MSE آن به ترتیب ۰/۹۹۸ و ۰/۰۱۳۳ می‌باشد و نشان از کاربرد مناسب شبکه دارد.

برای تأیید نتایج به دست آمده می‌توان گفت که شریفی و همکاران از بین مدل‌های موجود، شبکه عصبی پس‌انتشار پیشخور با الگوریتم آموزش لونیبرگ-مارکوارت با توپولوژی‌های دارای یک لایه پنهان (۱-۵-۳، ۱-۶-۳ و ۱-۷-۳) را بهترین مدل عصبی خشک



شکل (۱۰) رگرسیون خروجی‌های شبکه عصبی مصنوعی با تعداد ده نرون در لایه مخفی و با تابع آستانه Tansig (مناسب-ترین توپولوژی برای شبکه) با استفاده از نرم‌افزار Qnet2000 در ۱۰۰۰۰ Iteration

Figure (10) Outputs regression neural network with ten nerons in the hidden layer and the threshold function Tansig (the most suitable criteria for network topology) using software Qnet2000 in Iteration 10000

نعمت پور ملک آباد و همکاران: پیش‌بینی محتوای رطوبتی پیاز خوراکی...

نتیجه‌گیری

نتایج حاصل از این تحقیق نشان می‌دهد که: شبکه عصبی مصنوعی، محتوی رطوبتی ورقه‌های نازک پیاز را به کمک چهار پارامتر ورودی ضخامت، ضخامت لایه، دما و مدت زمان لازم برای خشک کردن پیش‌بینی می‌کند. بهترین شبکه عصبی برای آموزش داده‌ها، شبکه پرسپترون یک لایه با الگوریتم آموزش لونیگ - مارکواریت و تابع فعال‌سازی

Tansig برای لایه‌ها با توپولوژی (۱-۱۰-۴)، ضریب تبیین ۰/۹۹۸۰۰۷ و MSE ۰/۱۳۲۸۳ برای ضخامت-های ۲، ۴ و ۶ میلی‌متری ورقه‌های پیاز در شرایط مختلف خشک کردن لایه نازک پیاز می‌باشد. نتایج به‌دست آمده نشان از قابلیت شبکه‌های عصبی به‌عنوان ابزاری برای پیش‌بینی تغییرات محتوای رطوبتی با زمان است که می‌تواند در سیستم‌های کنترل خشک-کن به کار رود.

منابع

1. Amiri Chayjan, R., 2006. Intelligent Prediction of drying process of Rice. P.h.d thesis. Department of Mechanic of Agricultural Machinery. Agricultural faculty. Tarbiat Modares University. (In Persian with English abstract)
2. Cohen, J.S., and Yang, T.C.S. 1995. Progress in food dehydration. Trends in Food Science and Technology, 6: 20-25.
3. Cubillos, F., and Reyes, A. 2003. Design of a model based on a modular neural network approach. Drying Technology, 21, 7: 1185-1195.
4. Dayhoff, J. E. 1990. Neural Network Principles. Prentice-Hall International. U.S.A.
5. Erenturk, K., Erenturk, S., and Lope, G. 2004. A comparative study for the estimation of dynamical drying behavior of Echinacea angustifolia: regression analysis and neural network. Computers and Electronics in Agriculture, 45, 3: 71-90.
6. Erenturk, S., and Erenturk, K. 2007. Comparison of genetic algorithm and neural network approaches for the drying process of carrot. Journal of Food Engineering, 78: 905-912.
7. Farkas, I., Reményi, P., and BirÓ, B. 2000b. Modeling aspects of grain drying with a neural network. Computers and Electronics in Agriculture, 29: 99-113.
8. Hernandez-Perez, J. A., Garcia-Alvarado, M. A., Trystram, G., and Heyd, B. 2004. Neural networks for the heat and mass transfer prediction during drying of cassava and mango. Innovative Food Science and Emerging Technologies, 5: 57-64.
9. Islam, M. R., sablani, S. S., and Mujumdar. A. S. 2003. An artificial neural network model for prediction of drying rates. Drying Technology, 21, 9: 1867-1884.
10. Karathanos, V.T. and Belessiotis, V.G. 1999. Application of a thin layer equation to drying data fresh and semi-dried fruits. Journal of Agricultural Engineering Research, 74: 355-361.

11. Khanna, T. 1990. Foundation of neural networks. Addison-Wesley Publishing Company. U.S.A.
12. Menlik, T., Ozdemir, M.B., and Kirmaci, V. 2010. Determination of freeze-drying behaviors of apples by artificial neural network. *Journal of Expert Systems with Applications*, 37: 7669-7677.
13. Sharifi, M., Rafiee, Sh., Keyhani, A., and Omid, M. 2010. Orange thin layer drying kinetics simulation model (var. Thomson) using artificial neural networks. *Journal of Food Science and Technology*, 45, 11: 1-11. (In Persian with English abstract)