

# شبه‌سازی مدل سینتیک خشک‌شدن بستر نازک پرتقال رقم تامسون با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

محمد شریفی<sup>1</sup>، شاهین رفیعی<sup>2\*</sup>، علیرضا کیهانی<sup>2</sup>، محمود امید<sup>2</sup>

1- دانشجوی دکتری گروه مهندسی ماشین‌های کشاورزی دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران.

2- دانشیار گروه مهندسی ماشین‌های کشاورزی دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران.

(تاریخ دریافت: 87/4/8 تاریخ پذیرش: 87/6/9)

## چکیده

مرکبات به ویژه پرتقال جایگاه بسیار مهمی را در میان تولیدات کشاورزی در دنیا به خود اختصاص داده‌اند. در این تحقیق خشک‌کردن بستر نازک پرتقال رقم تامسون به وسیله شبکه عصبی مصنوعی مدل‌سازی شد؛ برای این منظور از خشک‌کن آزمایشگاهی استفاده گردید. توده بستر نازک ورقه‌های پرتقال با پنج دمای 40، 50، 60، 70 و 80 درجه سانتی‌گراد و سه سرعت هوای 0/5، 1 و 2 متر بر ثانیه و سه ضخامت 2، 4 و 6 میلی‌متر خشک شد. رطوبت اولیه پرتقال در طی آزمایش 5/4 تا 5/7 (g/g) بر پایه خشک بود. جرم توده بستر نازک در طی خشک‌کردن هر پنج ثانیه یکبار توسط ترازوی دیجیتال متصل به رایانه، اندازه‌گیری و ثبت گردید. از شبکه پس انتشار پیشخور با الگوریتم‌های یادگیری مومنتوم و لونیبرگ - مارکوارت برای آموزش الگوهای موجود استفاده شد. برای توسعه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی بردار ورودی شامل دما، سرعت هوا و زمان خشک‌شدن و بردار خروجی محتوای رطوبتی پرتقال در نظر گرفته شد. نتایج نشان داد که شبکه پس انتشار پیشخور با توپولوژی 1-6-2 برای ضخامت 2 میلی‌متری ورقه پرتقال، 1-5-2 برای ضخامت 4 میلی‌متری ورقه پرتقال و 1-5-2 برای ضخامت 6 میلی‌متری ورقه پرتقال و الگوریتم آموزش لونیبرگ - مارکوارت و راهبرد توابع یکسان برای تمام لایه‌ها (تانزاننت سیگموئید) قادر است نسبت رطوبت را با ضرایب تعیین 0/99906، 0/99919 و 0/99930 و خطای متوسط مطلق 0/00013، 0/00012 و 0/00009 به ترتیب برای سه ضخامت 2، 4 و 6 میلی‌متری ورقه‌های پرتقال در شرایط مختلف خشک‌کردن لایه نازک پیش‌بینی کند.

**کلید واژگان:** پرتقال رقم تامسون، خشک‌کردن لایه نازک، شبکه‌های عصبی مصنوعی، الگوریتم مومنتوم، الگوریتم لونیبرگ - مارکوارت

## 1- مقدمه

را به رطوبت مشخصی رساند. برای دست‌یابی به این هدف باید خشک کردن محصولات مختلف کشاورزی را مدل‌سازی نمود تا بتوان بر اساس الگوی به دست آمده از مدل، روند خشک شدن محصول را پیش‌بینی کرد. شبکه‌های عصبی مصنوعی در واقع مدل ساده شده‌ای از مغز انسان بوده که یکی از ابزارهای پیش‌بینی پدیده‌های

خشک کردن، فرآیند گرفتن رطوبت به کمک انتقال حرارت و رطوبت است [1] و یکی از قدیمی‌ترین روش‌های نگهداری مواد غذایی می‌باشد که به علت امکان تغییرات نامطلوب در کیفیت مواد غذایی در اثر خشک شدن، کنترل آن از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در نتیجه برای نگهداری مطمئن مواد غذایی لازم است آنها

\* مسئول مکاتبات: shahinrafiee@yahoo.com

استفاده عبارتند از: الگوریتم مومنتوم<sup>5</sup> و الگوریتم لونبرگ-مارکوارت (LM)<sup>6</sup>. از آنجا که برای آموزش شبکه عصبی براساس الگوریتم LM محاسبات به صورت موازی انجام می شود، جزء سریع ترین روش ها برای آموزش شبکه عصبی پس انتشار با کمتر از صد اتصال وزنی محسوب می شود. الگوریتم LM اساساً بر مبنای ماتریس هسین<sup>7</sup> است که برای بهینه سازی غیرخطی بر مبنای حداقل مربعات استفاده می شود [6].

محققین بسیاری از شبکه های عصبی مصنوعی برای پیش بینی پارامترهای مورد نظر در خشک کن ها استفاده کرده اند. زیبسنسکی و همکاران در سال 1996 برای مدل سازی فرایند تبخیر رطوبت در یک خشک کن بستر سیال، زیبسنسکی و سیلسسکی در سال 2000 برای پیش بینی ضریب انتقال حرارت مواد مختلف، میتال و زانگ در سال 2000 برای تخمین رطوبت و دما در فرایند حرارتی از جمله محققینی هستند که از این تکنیک استفاده کرده اند [7، 8، 9].

فارکاس و همکاران در سال 2000 جنبه های مدل سازی حیوانات خشک شده توسط شبکه ی عصبی را مورد مطالعه قرار دادند. در این تحقیق کاربرد شبکه ی عصبی در یک خشک کن بستر ثابت به کار گرفته شده است. هدف از این تحقیق تخمین زدن رابطه ی بین توزیع رطوبت مواد خشک شده و پارامترهای فیزیکی شامل دمای خشک شدن، رطوبت و سرعت هوای دمیده شده بود. در این پژوهش ورودی های شبکه شامل سرعت جریان هوا در سه سطح 0/089، 0/178، و 0/267 متر بر ثانیه و دمای هوای ورودی در سه سطح 68، 54/4 و 81/6 درجه ی سانتی گراد و رطوبت ویژه ی هوای خشک کن در سه سطح 2/8، 14/5 و 26/2 گرم بر متر مکعب و همه ی تیمارها در سه تکرار انجام شد. نتیجه حاصله در این تحقیق به شرح زیر بود که می توان در یک خشک کن بستر ثابت توزیع رطوبت در اعماق توده محصول در حال خشک شدن را توسط شبکه عصبی مدل کرد به نحوی که خروجی شبکه (تخمین رطوبت) به تغییرات ورودی شبکه بیشتر حساس باشد [10].

ارنترک و همکاران در سال 2004 تحقیقی در زمینه ی مقایسه تخمین خشک کردن دینامیکی گیاه اکناسه آنگوستیفولیا

فیزیکی است و به طور کاربردی نخستین بار در دهه 50 قرن بیستم مطرح شد، زمانی که فرانک روزنبلات در سال 1958 شبکه پرسپترون را معرفی نمود [2].

کوچک ترین واحد شبکه عصبی مصنوعی، نرون است. هر شبکه از یک لایه ورودی و یک لایه خروجی و یک یا چند لایه میانی تشکیل شده است. نرون های هر لایه به وسیله نرون هایی به نرون های لایه بعدی متصل می شود. طی فرایند آموزش شبکه، این وزن ها و مقادیر ثابتی که با آن ها جمع می شوند و اصطلاحاً بایاس<sup>1</sup> نامیده می شوند، به طور پی در پی تغییر می کنند تا این که مجموع مربعات خطا به حداقل برسد. تغییرات وزن ها و بایاس براساس قانون یادگیری می باشد. به منظور انتقال خروجی های هر لایه به لایه های بعدی از توابع محرک استفاده می شود. از توابع محرک معروف می توان توابع سیگموئیدی، خطی و آستانه ای را نام برد. داده ها برای ساخت شبکه عصبی مصنوعی به دو سری داده های آموزش و داده های آزمون تقسیم می شوند. در حدود هشتاد درصد داده ها صرف آموزش و مابقی برای آزمون و ارزیابی شبکه به کار گرفته می شود. در طی فرایند یادگیری، میزان فراگیری شبکه توسط معیارهای خطایی مرتباً سنجیده می شود و در نهایت شبکه ای مورد پذیرش قرار می گیرد که کمترین خطا را دارا باشد [3].

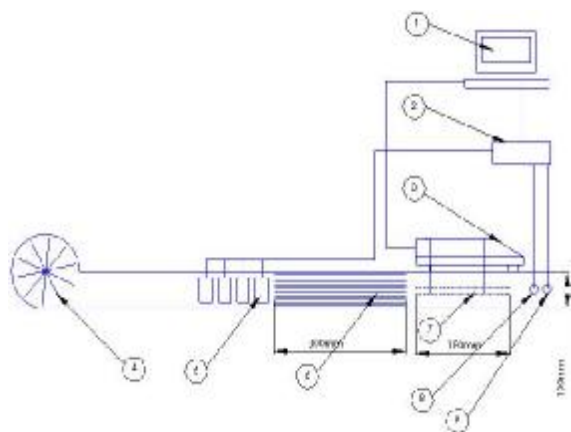
یکی از مهمترین کاربردهای شبکه عصبی مصنوعی آموزش و پیش بینی خروجی با داده های جدید می باشد [4]. در شبکه پس انتشار پیشخور<sup>2</sup> (FFBP) با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا<sup>3</sup> (BP)، ابتدا وزن های لایه خروجی با مقادیر مطلوب مقایسه شده در صورتی که خطا بیش از حد تعیین شده باشد وزن های لایه های خروجی براساس قاعده های به هنگام سازی تعدیل می شود و هنگامی که خطای آموزش کمتر از خطای از پیش تعیین شده باشد فرایند یادگیری پایان می یابد. شبکه پس انتشار پیشرو<sup>4</sup> (CFBP) نیز مانند شبکه پس انتشار پیشخور از الگوریتم BP برای اصلاح وزن ها استفاده می کند ولی خصوصیت اصلی شبکه مذکور این است که نرون های هر لایه به همه نرون های لایه های قبل متصل است [5]. الگوریتم های آموزش به کار رفته برای به هنگام سازی وزن های شبکه ی مورد

5. Momentum  
6. Levenberg-Marquardt  
7. Hessian matrix

1. Bias  
2. Feed-Forward Back Propagation  
3. Error Back Propagation  
4. Cascade-Forward Back propagation

## 2- مواد و روش‌ها

در این تحقیق از یک خشک‌کن لایه نازک آزمایشگاهی استفاده شد (شکل 1). این خشک‌کن از یک فن سانتریفیوژ برای ایجاد جریان هوا و چهار گرم‌کن برقی 500 وات جمعاً به قدرت 2000 وات برای گرم کردن هوای ورودی به محفظه خشک‌کن و دو حسگر دما (LM35) و رطوبت (خازنی، ساخت فیلیپین) برای اندازه‌گیری دما و رطوبت نسبی هوای خشک‌کننده و یک ترازوی دیجیتالی با حساسیت 0/01 و ظرفیت 3100 گرم تشکیل شده است. برای اجرای الگوریتم کنترل و پایش اطلاعات، نرم افزاری در محیط ویژوال بیسیک 6 پیاده‌سازی شده که اطلاعات مربوط به حسگرهای دما و رطوبت و نیز روشن یا خاموش بودن هر یک از گرم‌کن‌ها را در هر لحظه نمایش می‌دهد [14].



- 1- رایانه
- 2- میکروکنترلر
- 3- ترازوی دیجیتال
- 4- فن
- 5- المنت‌ها
- 6- محفظه مستقیم‌کننده
- 7- سینی نمونه‌ها
- 8- حسگر دما
- 9- حسگر رطوبت

شکل 1 طرحواره خشک‌کن آزمایشگاهی مورد استفاده

برای اندازه‌گیری سرعت جریان هوا از یک سرعت‌سنج نوع سیم داغ مدل TESTO 405-V1 (ساخت آلمان) با حساسیت 0/01 m/s استفاده شد. نحوه خشک کردن بدین صورت است که هوای جریان یافته در کانال به وسیله دمنده از گرم‌کن گذشته و پس از گرم شدن به وسیله کانال به سمت توده پرتقال هدایت می‌شود. جریان هوا هنگام گذر از توده، رطوبت پرتقال را جذب و باعث گرم شدن آن می‌شود. بدین ترتیب افزایش دما باعث تسریع در خروج آب از بافت نمونه و

(یک گیاه با کاربرد پزشکی فراوان) به وسیله تحلیل رگرسیون و شبکه‌ی عصبی انجام دادند. در این تحقیق خشک‌کردن دینامیکی لایه نازک این گیاه و مقایسه‌ی آن در تحلیل رگرسیونی و شبکه‌ی عصبی بررسی شده است. آزمایش‌ها در سه سطح دمایی 15، 30 و 45 درجه سانتی‌گراد و در سه سطح سرعت هوا 0/3، 0/7 و 1/1 متر بر ثانیه و طول نمونه در سه اندازه کمتر از 3 میلی‌متر، بین 3 تا 6 میلی‌متر و بیشتر از 6 میلی‌متر انجام شد. 150 گرم از نمونه‌ها پس از خروج از یخچال تحت تیمارهای فوق در خشک‌کن قرار گرفت. تحلیل رگرسیونی با چهار مدل نیوتن، هندرسون و پابیس، 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 30 نرون حاصل شد. نتایج به دست آمده حاکی از آن بود که مدل شبکه‌ی عصبی با 0/1 درصد دقت بهتر از مدل پیچ اصلاح شده ظرفیت رطوبت را تخمین زد [11].

اسلام و همکاران در سال 2003 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 0/5 تا 2 متر بر ثانیه، دمای هوای خشک‌کن در محدوده‌ی 40 تا 55 درجه سانتی‌گراد، رطوبت نسبی هوا در محدوده‌ی 5 تا 50 درصد و ضخامت ورقه‌های نمونه در محدوده‌ی 3 تا 10 میلی‌متر بود. در این تحقیق از مدل خشک شدن پیچ استفاده شده بدین نحو که همین مدل در شبکه عصبی آنالیز شد [12].

زانگ و همکاران در سال 2002 برای پیش‌بینی شاخص‌های انرژی مصرفی، ترک دانه، رطوبت نهایی محصول، آهنگ دفع رطوبت، شدت خشک‌شدن و آهنگ دفع جرم آب برای فرایند خشک کردن شلتوک به کمک چهار پارامتر ورودی ضخامت لایه برنج، دبی هوای گرم، دمای هوا و زمان خشک‌شدن از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده کردند. پس از پیش‌بینی توسط الگوریتم‌های آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی، با استفاده از یک برنامه‌نویسی چند هدفه برای بهینه‌سازی پارامترهای ورودی خشک‌کردن در محدوده‌ی انجام آزمایش‌ها، مقدار بهینه‌ی ضخامت لایه‌ی برنج 66 سانتی‌متر، سرعت هوای ورودی 0/3 متر بر ثانیه، دمای هوای ورودی 93 درجه سانتی‌گراد و زمان خشک‌کردن 23 دقیقه به دست آمد [13].

$$(1). \text{تابع تانژانت هایپربولیک}^1 \quad Y_j = \frac{2}{(1 + \exp(-2X_j))} - 1$$

که  $X_j$ ، مجموع ورودی‌های وزن دار هر یک از نرون‌های لایه  $j$  ام است و از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

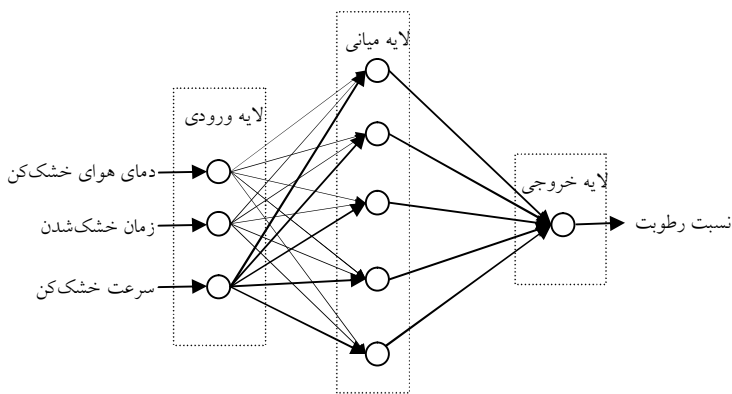
$$(2) \quad X_j = \sum_{i=1}^m W_{ij} \times Y_i + b_j$$

که  $m$  تعداد نرون‌های لایه خروجی،  $W_{ij}$  وزن بین لایه  $i$  و  $j$ ،  $Y_i$  خروجی نرون  $i$  ام و  $b_j$  مقدار بایاس نرون لایه  $j$  ام است.

حدود 60% داده‌ها برای آموزش، 15% برای اعتبارسنجی و 25% داده‌ها به طور تصادفی برای ارزیابی شبکه آموزش دیده مورد استفاده قرار گرفت. برای یافتن شبکه‌ای با توپولوژی مناسب به کمک الگوریتم‌های آموزشی، از معیار میانگین مربع خطا استفاده شده است که هدف کمینه شدن خطای مذکور است و با رابطه (3) تعریف می‌شود [4] و [5]:

$$(3) \quad MSE = \frac{\sum_{p=1}^M \sum_{i=1}^N (S_{ip} - T_{ip})^2}{NP}$$

که در آن  $MSE$  میانگین مربع خطا در مرحله آموزش،  $S_{ip}$  خروجی شبکه در نرون  $i$  ام و الگوی  $p$  ام،  $T_{ip}$  خروجی مطلوب در نرون  $i$  ام و الگوی  $p$  ام،  $N$  تعداد نرون‌های خروجی و  $M$  تعداد الگوهای آموزشی است.



شکل 2 طرحواره کلی شبکه‌ی عصبی مصنوعی طراحی شده

در نتیجه خشک‌شدن محصول می‌گردد. 165 گرم ورقه نازک پرتقال بر روی دو سینی توری آلومینیمی مربعی به‌طول 25 سانتی‌متر به‌گونه‌ای ریخته شد که روی هر سینی یک لایه از محصول قرار گرفته بود.

## 2-1- روش تهیه نمونه

برای خشک کردن پرتقال از رقم تامسون استفاده شد. این رقم با توجه به این‌که هسته ندارد به راحتی ورقه ورقه می‌گردد. پس از شستن سطح پرتقال، به‌وسیله دستگاه ورقه‌بر ورقه‌های پرتقال با ضخامت‌های 2، 4 و 6 میلی‌متر تهیه شد. آزمایش‌های خشک‌کردن در پنج سطح دمایی 40، 50، 60، 70 و 80 درجه سانتی‌گراد و سرعت جریان هوای ورودی در سه سطح 0/5، 1 و 2 متربرثانیه در سه تکرار انجام شد. در طی خشک شدن، وزن ورقه‌ها به وسیله ترازوی دیجیتالی متصل به رایانه و رطوبت و دمای هوای خشک‌کن در هر 5 ثانیه اندازه‌گیری و ثبت می‌شد. خشک شدن تا زمان ثابت شدن تقریبی وزن ورقه‌های نازک پرتقال (تغییرات وزن نمونه تقریباً صفر شد) ادامه داشت. سپس نمونه‌ها در داخل آن قرار داده شد با دمای 105 °C و پس از خشک‌شدن به مدت 24 ساعت وزن خشک نمونه‌ها به دست آمد [15].

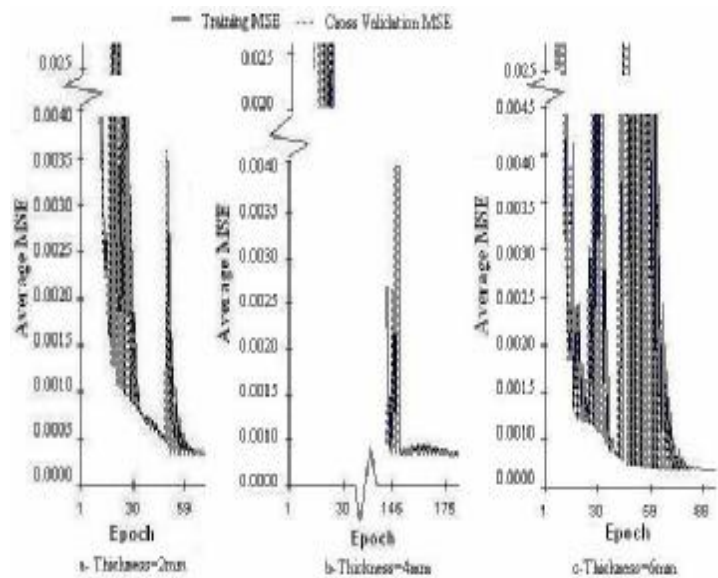
## 2-2- طراحی شبکه عصبی مصنوعی

با در نظر گرفتن سه عامل ورودی اعمال شده در همه آزمایش‌های خشک‌کردن لایه نازک، نسبت رطوبت توده پرتقال در ضخامت‌های مختلف به دست آمد. شبکه عصبی مصنوعی با سه نرون لایه ورودی (زمان خشک کردن، سرعت و دمای خشک‌کن) و یک نرون لایه خروجی (نسبت رطوبت) طراحی شد (شکل 2). از نرم‌افزار Neurosolutions نسخه 5 در این تحقیق استفاده گردید. برای دستیابی به پاسخ مناسب از شبکه پس انتشار پیشخور استفاده شد. فرایند آموزش توسط شبکه‌ی فوق فرایندی تکراری است که شامل تغییر وزن‌های بین لایه‌های مختلف و در طی آموزش به تدریج به سمت ثبات این وزن‌ها پیش می‌رود. به طوری که خطای بین مقادیر مطلوب (مقدار واقعی) و پیش‌بینی شده به حداقل برسد.

تابع فعال‌سازی مورد استفاده برای یافتن حالت بهینه عبارت است از [5]:

## 3- نتایج و بحث

جدول‌های 1، 2 و 3 مقدار خطای شبیه‌سازی به وسیله روش شبکه عصبی مصنوعی با تعداد نرون‌ها و لایه‌های پنهان متفاوت را در سه ضخامت 2، 4 و 6 میلی‌متری ورقه نازک پرتقال ارائه می‌دهند. مطابق با جدول‌های 1 تا 3 در ضخامت 2 میلی‌متری هنگامی که از 1 لایه پنهان با 6 نرون، در ضخامت 4 میلی‌متری هنگامی که از 1 لایه پنهان با 7 نرون و در ضخامت 6 میلی‌متری ورقه پرتقال هنگامی که از 1 لایه پنهان با 5 نرون از الگوریتم لونبرگ-مارکوارت استفاده شده است بهترین جواب ارائه گردیده‌است.



شکل 3 روند کاهش خطای مدل‌سازی خشک کردن ورقه نازک پرتقال با افزایش اپوک

شکل 3 روند کاهش خطای مدل‌سازی خشک کردن ورقه نازک پرتقال با ضخامت‌های 2، 4 و 6 میلی‌متر در سرعت‌ها و دمای هوای خشک‌کن با افزایش اپوک را نشان می‌دهد. طبق رابطه (2)، ماتریس‌های وزن برای لایه ورودی به لایه پنهان برای توپولوژی‌های بهینه در سه ضخامت 2، 4 و 6 میلی‌متری پرتقال به ترتیب عبارتند از:

$$\begin{bmatrix} -0/60 & -0/48 & 0/43 \\ -2/60 & -1/00 & 0/04 \\ 0/09 & -0/42 & 0/43 \\ 0/78 & 0/18 & -0/32 \\ 0/43 & -0/27 & -0/06 \\ -2/09 & 0/16 & 0/55 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -0/37 & 4/64 & -0/89 \\ -0/58 & 3/40 & 2/81 \\ 0/46 & -1/84 & -1/51 \\ 1/48 & 1/83 & 0/19 \\ -2/20 & -0/69 & -0/22 \\ 2/18 & 0/16 & 0/04 \\ 0/51 & -7/84 & -5/95 \end{bmatrix}$$

ماتریس‌های وزن برای لایه پنهان به لایه خروجی برای توپولوژی‌های بهینه در سه ضخامت 2، 4 و 6 میلی‌متری پرتقال به ترتیب عبارتند از:

$$\begin{bmatrix} -3/15 & 0/14 & -3/81 & -4/60 & 8/31 & 0/75 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -0/32 & -3/55 & -5/29 & -4/92 & -3/10 & -4/32 & 1/45 \end{bmatrix}$$

و  $\begin{bmatrix} -4/77 & 0/05 & 3/60 & 0/75 & -0/55 \end{bmatrix}$ .

ماتریس‌های بایاس برای لایه ورودی به لایه پنهان برای توپولوژی‌های بهینه در سه ضخامت 2، 4 و 6 میلی‌متری پرتقال به ترتیب عبارتند از:

$$\begin{bmatrix} -0/69 \\ 2/81 \\ -0/15 \\ 9/61 \\ 4/95 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1/30 \\ 2/52 \\ -1/18 \\ 1/46 \\ -2/54 \\ 2/10 \\ -1/49 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -0/98 \\ -0/42 \\ 1/11 \\ 0/13 \\ 0/91 \\ -1/68 \end{bmatrix}$$

ماتریس‌های بایاس برای لایه پنهان به لایه خروجی برای توپولوژی‌های بهینه در سه ضخامت 2، 4 و 6 میلی‌متری پرتقال به ترتیب عبارتند از:  $[1/33]$ ،  $[4/47]$  و  $[5/70]$

جدول 1 مقایسه اثر تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌ها در هر لایه پنهان بر دقت پیش بینی نسبت رطوبت در دماها و سرعت‌های هوای

خشک کن با ضخامت 2 میلی متری پرتقال

R <sup>2</sup>	MSE	تعداد نرون‌های لایه پنهان			الگوریتم
		سوم	دوم	اول	
0/98990	0/00145	---	---	2	لونیگ - مارکوارت
0/99437	0/00079	---	---	3	
0/99623	0/00053	---	---	4	
0/99815	0/00026	---	---	5	
0/99906	0/00018	---	---	6	
0/99806	0/00013	---	---	7	
0/99563	0/00055	---	---	8	
0/99052	0/00133	---	1	2	
0/96420	0/00474	---	2	2	
0/95419	0/00635	1	1	1	
0/98946	0/00155	1	1	2	
0/99175	0/00119	1	2	2	
0/99438	0/00085	1	1	3	
0/99797	0/00030	1	2	3	
0/99576	0/00059	1	3	3	
0/97863	0/00301	---	---	2	
0/98290	0/00238	---	---	3	
0/99531	0/00207	---	---	4	
0/98632	0/00009	---	---	5	
0/69780	0/07193	---	1	2	
0/97260	0/00431	---	2	2	
0/53008	0/06920	1	1	1	مومستوم
0/86723	0/05887	1	1	2	
0/92777	0/02657	1	2	2	
0/40789	0/08637	1	1	3	
0/94354	0/01106	1	3	3	

جدول 2 مقایسه اثر تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌ها در هر لایه پنهان بر دقت پیش‌بینی نسبت رطوبت در دماها و سرعت‌های هوای خشک کن با ضخامت 4 میلی‌متری پرتقال

R <sup>2</sup>	MSE	تعداد نرون‌های لایه پنهان			الگوریتم
		سوم	دوم	اول	
0/96980	0/00444	---	---	2	لونیگ - مارکوارت
0/98018	0/00302	---	---	3	
0/99430	0/00089	---	---	4	
0/72189	0/04143	---	---	5	
0/99786	0/00033	---	---	6	
0/99920	0/00013	---	---	7	
0/99845	0/00023	---	---	8	
0/97898	0/00319	---	1	2	
0/98229	0/00287	---	2	2	
0/81509	0/02631	1	1	1	
0/93857	0/00883	1	1	2	
0/97686	0/00334	1	2	2	
0/99413	0/00085	1	1	3	
0/99502	0/00075	1	2	3	
0/95167	0/00733	1	3	3	
0/93460	0/00937	---	---	1	
0/94130	0/00860	---	---	2	
0/96850	0/00479	---	---	3	
0/97230	0/00423	---	---	4	
0/97740	0/00356	---	---	6	
0/07840	0/13891	---	---	7	
0/47870	0/07438	---	1	2	
0/94731	0/00850	---	2	2	
0/34381	0/07911	1	1	1	
0/85621	0/06393	1	1	2	
/035300	0/07346	1	2	2	
0/91910	0/02053	1	3	3	

مونتیم

جدول 3 مقایسه اثر تعداد لایه های پنهان و تعداد نرون ها در هر لایه پنهان بر دقت پیش بینی نسبت رطوبت در دماها و سرعت های هوای

خشک کن با ضخامت 6 میلی متری پرتقال

R <sup>2</sup>	MSE	تعداد نرون های لایه پنهان			الگوریتم
		سوم	دوم	اول	
0/99560	0/00056	---	---	2	لونیگ - مارکوارت
0/99672	0/00041	---	---	3	
0/99709	0/00037	---	---	4	
0/99931	0/00009	---	---	5	
0/99924	0/00010	---	---	6	
0/99816	0/00023	---	---	7	
0/99563	0/00055	---	---	8	
0/99593	0/00049	---	1	2	
0/96136	0/00484	---	2	2	
0/99583	0/00055	1	1	1	
0/99621	0/00048	1	1	2	
0/99612	0/00050	1	2	2	
0/99758	0/00031	1	1	3	
0/99918	0/00010	1	2	3	
0/99560	0/00056	1	3	3	
0/95861	0/00494	---	---	1	
0/98901	0/00149	---	---	1	
0/98942	0/00134	---	---	3	
0/98954	0/00141	---	---	4	
0/98707	0/00162	---	---	6	
0/98440	0/00204	---	---	7	
0/98280	0/00225	---	1	2	
0/96833	0/00480	---	2	2	
0/96670	0/00441	1	1	1	
0/51482	0/06368	1	1	2	
0/49765	0/06408	1	2	2	
0/94138	0/02185	1	3	3	

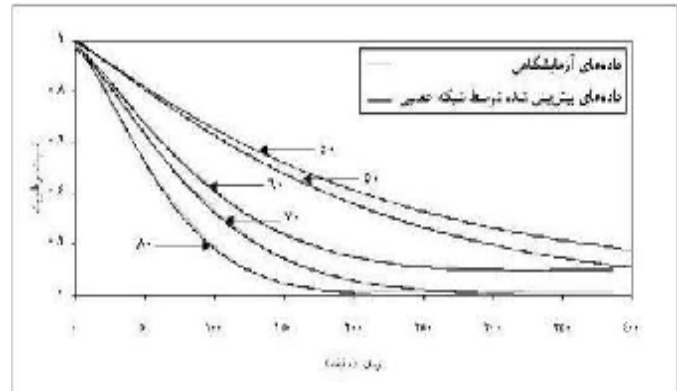


لحاظ نمود. در این صورت شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند نسبت رطوبت را برای همه شرایط پیش‌بینی کند.

## 5- منابع

- [1] Cögüs, F. (1994). The effect of movement of solutes on Millard reaction during drying. Ph.D. thesis. Leeds University, Leeds.
- [2] Menhaj, M. B. (2001). Artificial Neural Networks Principles. Amirkabir University of Technology (AUT) Press Center(Tehran polytechnic press). 105 pp.
- [3] Kishan M., Chilukuri. K. and Ranka. M. (1996) Elements of Artificial Neural Networks. 360 pp.
- [4] Dayhoff, J. E. (1990). Neural Networks Principles. Prentice-Hall International. U.S.A.
- [5] Khanna, T. (1990). Foundations of Neural Networks. Addison-Wesley Publishing Company. U. S. A.
- [6] Hagan, M. T. and Menhaj. M. B. (1994). Training feed forward networks with the marquardt algorithm. IEEE Transaction on Neural Networks. Vol 5(6), 989-993.
- [7] Zbicinski, I., Strumillo. P. and Kaminski. W. (1996). Hybrid neural model of thermal drying in a fluidized bed. Computers in Chemical Engineering. Vol 20, 695-700.
- [8] Zbicinski, I and Ciesislki. K. (2000). Extension of the neural networks operating range by the application of dimensionless numbers in prediction of heat transfer coefficients. Drying Technology. Vol 18(3), 649-660.
- [9] Mittal, G. S. and Zhang. J. (2000). Prediction of temperature and moisture content of frankfurters during thermal processing using neural network Meat Science, Vol55 (1), 13-24.
- [10] Farkas, I., Remenyi. P. and Biro. A. (2000). A neural network topology for modeling grain drying. Computers and Electronics in Agriculture. Vol 26, 147-158.
- [11] 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, Vol45 (3), 71-90.
- [12] Islam, M. R., sablani. S. S. and Mujumdar. A. S. (2003). An artificial neural

در شکل‌های 4 و 5 به عنوان نمونه مقایسه‌ای میان مقدار نسبت رطوبت آزمایشگاهی با مدلسازی براساس روش شبکه عصبی مصنوعی در سرعت‌های هوای 0/5 و 1 متر بر ثانیه و ضخامت 2 میلی‌متری ورقه پرتقال صورت گرفته است.



شکل 5 مقایسه مقدار نسبت رطوبت آزمایشگاهی با مدلسازی براساس روش شبکه عصبی مصنوعی در سرعت 1 متر بر ثانیه و ضخامت 2 میلی‌متر

## 4- نتیجه گیری

نتایج حاصل از این تحقیق نشان می‌دهد که:

- 1- شبکه عصبی مصنوعی، نسبت رطوبت ورقه‌های نازک پرتقال را به کمک سه پارامتر ورودی زمان، سرعت‌های هوای خشک‌شدن و دماهای خشک‌کن پیش‌بینی می‌کند. بهترین شبکه عصبی برای آموزش داده‌ها، شبکه پس انتشار پیشخور با الگوریتم آموزش لوبنبرگ- مارکوارت و تابع فعال‌سازی TANSIG برای لایه‌ها با توپولوژی 1-3-6-3، 1-7-3 و 1-5-3 و ضرایب تعیین 0/99906، 0/99919 و 0/99930 به ترتیب برای سه ضخامت 2، 4 و 6 میلی‌متری ورقه‌های پرتقال در شرایط مختلف خشک‌کردن لایه نازک می‌باشد.
- 2- در نهایت می‌توان نتیجه گرفت که شبکه عصبی مصنوعی ابزاری بسیار مناسب جهت پیش‌بینی نسبت رطوبت در مبحث خشک‌کردن لایه نازک محصولات کشاورزی می‌باشد.

پیشنهاد می‌گردد نتایج به‌دست آمده از این تحقیق با نتایج حاصل از مدل‌های تجربی نظیر پیچ و ... مقایسه گردد. ضمناً برای تعمیم مدل می‌توان ضخامت لایه را نیز به عنوان ورودی

- [14] Yadollahinia, A. 2006. A Thin Layer Drying Model for Paddy Dryer. M. Sc. Thesis. Faculty of Bio-systems Engineering, University of Tehran. 107 pp.
- [15] ASABE. (2006). Moisture measurement: grain and seeds. ASABE Standard S352. 2. FEB03. American Society of Agricultural and Biological Engineers, St Joseph, MI 49085, USA.
- network model for prediction of drying rates. Drying Technology. Vol 21(9), 1867-1884.
- [13] Zhang, O., Yang. S. X., Mittal. G. S. and Yi. S. (2002). Prediction of performance indices and optimal parameters of rough rice drying using neural network. Biosystems Engineering. Vol 83(3), 281-290.

## Kinetic model simulation of thin-layer drying of orange fruit (*var. Thompson*) using artificial neural network

Sharifi, M. <sup>1</sup>, Rafiee, Sh. <sup>2\*</sup>, Keyhani, A. <sup>2</sup>, Omid, M. <sup>2</sup>

1- PhD Student, Faculty of Agricultural Engineering & Technology, University of Tehran

2- Associate Professor, Faculty of Agricultural Engineering & Technology, University of Tehran

Citrus, especially orange, are of great important among agricultural products in the world. In this study thin-layer drying of orange (*var. Thompson*) was modeled using artificial neural network (ANN). An experimental dryer was used. Thin-layer of orange slices at five air temperatures (40, 50, 60, 70 & 80 °C), three air velocities (0.5, 1 & 2 m/s) and three thicknesses (2, 4 & 6 mm) were artificially dried. Initial M.C. during all experiments was between 5.4 to 5.7 (g/g) (d.b.). Mass of samples were recorded and saved every 5 sec. using a digital balance connected to a PC. MLP with momentum and LM were used to train the ANNS. In order to develop ANN's models, temperatures, air velocity and time are used as input vectors and moisture ration as the output. Results showed a 3-6-1 topology for thickness of 2 mm, 3-7-1 topology for thickness of 4 mm and 3-5-1 topology for thickness of 6 mm, with LM algorithm and TANSIG activation function were able to predict moisture ratio with  $R^2$  of 0.99906, 0.99919 and 0.99930 respectively. The corresponding MSE for this topology were 0.00013, 0.00012 and 0.00009 respectively.

**Keywords:** Orange (*var. Thompson*), Thin-layer, Artificial neural network, Momentum, Levenberg-Marquardt

---

\* Coressponding author E-mail address: [shahinrafiee@yahoo.com](mailto:shahinrafiee@yahoo.com)