

## مدل سازی عصبی پیش‌بینی نسبت رطوبت ورقه سیب‌زمینی در خشک کن خلائی - تابشی

نگار حافظی<sup>۱</sup>، محمد جواد شیخ داودی<sup>۲</sup>، سید مجید سجادی<sup>۳</sup> و محمد اسماعیل خراسانی فردوانی<sup>۳</sup>

- ۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد مکانیزاسیون کشاورزی، دانشگاه شهید چمران اهواز.
- ۲- دانشیار گروه مهندسی ماشین‌های کشاورزی و مکانیزاسیون، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید چمران اهواز.
- ۳- استادیار گروه مهندسی ماشین‌های کشاورزی و مکانیزاسیون، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید چمران اهواز.

| تاریخچه مقاله  | چکیده   |
|--|---|
| دریافت: ۱۳۹۳/۰۷/۱۱<br>پذیرش نهایی: ۱۳۹۴/۱۰/۰۴  | هدف از این تحقیق پیش‌بینی نسبت رطوبت ورقه‌های سیب‌زمینی در طی فرآیند خشک کردن با گرمایش مادون قرمز تحت شرایط خلأ به عنوان تابعی از زمان خشک کردن، میزان خلأ، توان تابشی لامپ مادون قرمز، ضخامت ورقه و محتوای رطوبت محصول به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد. آزمایش‌ها در سه سطح توان لامپ مادون قرمز ۱۰۰، ۱۵۰ و ۲۰۰ وات، سه سطح خلأ ۲۰، ۸۰ و ۱۴۰ میلی‌متر جیوه به همراه یک حالت تحت شرایط اتمسفری (بدون خلأ) با سه ضخامت ورقه ۱، ۲ و ۳ میلی‌متر در سه تکرار انجام گردید. از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه پس انتشار پیشخور با الگوریتم یادگیری لوبرگ- مارکوارت جهت پیش‌بینی تغییرات رطوبت نسبت به زمان در طی فرآیند خشک کردن استفاده گردید. بهترین چیدمان شبکه عصبی بر اساس یک لایه پنهان به صورت ۱-۲-۴ با تابع انتقال تانژانت سیگموئید انتخاب شد. به طور کلی نتایج حاکی از آن بود که شبکه عصبی پنجم با پارامترهای ورودی ضخامت ورقه، خلأ، توان تابشی لامپ مادون قرمز و محتوای رطوبت محصول با بیشترین ضریب تبیین ۰/۹۹۹۹۰ و کمترین خطای شبکه ۰/۰۰۰۱۶ نتایج بهتری در جهت پیش‌بینی نسبت رطوبت ورقه‌های سیب‌زمینی ارائه نموده است. |
| کلمات کلیدی:<br>مادون قرمز،<br>خلأ،<br>ضریب تبیین،<br>پرسپترون چند لایه،<br>الگوریتم لوبرگ- مارکوارت |   |
| * عهده دار مکاتبات<br>Email: mj.davoodi@scu.ac.ir  |   |

## مقدمه

سیب‌زمینی (*Solanum tuberosum L.*) یکی از سبزیجات تجاری می‌باشد که به مقدار زیادی در جهان تولید می‌شود. بر اساس آمار فائو<sup>۱</sup> ایران با تولید سالانه ۴/۱ میلیون تن سیب‌زمینی در رتبه شانزدهم تولید این محصول در جهان قرار دارد (۸). صرف‌نظر از این که مقداری از سیب‌زمینی به صورت تازه مصرف می‌شود، خشک کردن آن سبب تولید محصولی می‌شود که علاوه بر حفظ کیفیت، باعث افزایش انبارمانی آن می‌گردد. صنعت تولید چیپس سیب‌زمینی، با ظرفیت حدود ۳۰ هزار تن در سال بیشترین نقش را در جذب سیب‌زمینی در ایران دارد. اگر چه سرخ کردن مواد غذایی از جمله سیب‌زمینی در روغن موجب افزایش طعم و مزه و شکل ظاهری آن می‌شود، ولی به خاطر تحمل حرارت بیش از ۱۵۰ درجه سلسیوس در جریان سرخ کردن چیپس سیب‌زمینی، مشکلات بهداشتی و تغذیه‌ای به وجود می‌آید. سیب‌زمینی در طی فرایند سرخ کردن به طور معمول ۳۵-۴۰ درصد روغن جذب می‌کند. این مقدار روغن علاوه بر این که از نظر اقتصادی و مقدار کالری قابل جذب برای مصرف‌کننده مناسب نیست، بلکه نوع روغن مصرفی و تغییراتی که محصول در جریان سرخ کردن و در طول نگهداری بعد از تولید پیدا خواهد کرد، قابل توجه و اهمیت است. پژوهش‌های اخیر ثابت کرده‌اند که در اثر سرخ کردن سیب‌زمینی ماده سمی و سرطان‌زایی به نام اکریل آمید<sup>۲</sup> ( $C_3H_5NO$ ) به وجود می‌آید. با توجه به خطرات ناشی از مصرف چیپس سیب‌زمینی و به منظور استفاده بیشتر از این محصول با ارزش، حذف مرحله سرخ کردن (به روش خشک)، با رعایت ویژگی‌های حسی محصول (رنگ، شکل ظاهری، تردی، طعم و مزه)، توصیه می‌شود (۱).

خشک کردن تنها یک فرآیند ساده رطوبت محصول نمی‌باشد، بلکه بر دیگر خواص فیزیکی،

بیولوژیکی و شیمیایی از جمله فعالیت آنزیمی، فساد میکروبی، گرانروی، سختی، طعم و مطبوعیت محصول اثرگذار است. این تغییرات فیزیکی شامل چروکیدگی، پف کردن، تبلور و تغییرات شیمیایی و بیوشیمیایی شامل تغییر رنگ، بافت، بو و خواص دیگر غذاها می‌باشد. خشک کردن همچنین می‌تواند باعث کاهش کیفیت خوراکی و ارزش غذایی شود و آسیب‌های ساختاری غیر قابل برگشت در غذا ایجاد کند. هدف از طراحی تجهیزات خشک کردن، به حداقل رساندن این تغییرات است که با انتخاب شرایط مناسب برای خشک کردن هر غذا محقق می‌شود (۱۰). همچنین خشک کردن در مصرف بعضی غذاها تنوع و راحتی بیشتری برای مصرف‌کننده به ارمغان می‌آورد و باعث کاهش وزن و حجم بسته‌بندی و هزینه‌های حمل و نقل و انبارداری می‌شود (۱۶).

یکی از جنبه‌های مهم فناوری خشک کردن بخصوص 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 به دست آوردن یک محصول معین، بتوان انتخاب کرد. به طور کلی برای مدل کردن پدیده‌های فیزیکی نظیر نسبت رطوبت محصولات کشاورزی دو روش وجود دارد، یک روش استنتاجی است، یعنی با استفاده از نظریه‌ها و فرمول‌های ریاضی نظیر قانون دوم فیک یا نوع ساده شده آن موسوم به قانون سرد شدن نیوتن، به صورت غیرمستقیم با استفاده از روابط و ضرایب ثابت مدل‌سازی انجام می‌شود (۵). به عنوان مثال استفاده از مدل‌های خشک کردن محصولات کشاورزی مانند مدل نیوتن، پیچ، دو جمله‌ای، تقریب پخش و غیره که هر کدام دارای ثابت‌ها و ضرایب خاص خود می‌باشند. این روش نسبتاً ساده است، اما همواره با تقریب همراه بوده و از دقت پایینی برخوردار است. رهیافت دوم در مدل کردن پدیده‌های فیزیکی استفاده از روش‌های استقرایی است. در این روش مدل‌سازی به

1- FAO

2- Acrylamide

و انتخاب شرایط کاری بهینه و مقیاس کردن خشک کن مناسب است. پونوی و همکاران<sup>۲</sup> (۱۳) مدل سازی به وسیله شبکه عصبی مصنوعی را برای پیش بینی محتوای رطوبتی و دما، در برش های گوجه فرنگی با کمک خشک کن میکروویو - خلا مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی بر اساس دو لایه پنهان و ۲۵ نورون در هر لایه به عنوان بهترین چیدمان در پیش بینی محتوای رطوبت و دما انتخاب گردید. مقادیر میانگین خطای نسبی و میانگین خطای مطلق برای دما به ترتیب ۱/۵۳ درصد و ۰/۷۷ درجه سلسیوس بود. بهروزی خزایی و همکاران (۴) در پژوهشی به بررسی شاخص های مهم خشک شدن انگور در روش خشک کردن با جریان هوای گرم به کمک شبکه های عصبی مصنوعی پرداختند. در این تحقیق دمای هوا، سرعت جریان هوا و نوع آماده سازی اولیه انگور از پارامترهای مهم در خشک کردن انگور با خشک کن های جریان هوای گرم می باشد که به عنوان پارامتر مستقل برای شبکه عصبی مصنوعی در نظر گرفته شد. با به دست آمدن زمان خشک شدن و کیفیت محصول نهایی از چندین شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم یادگیری لوبرگ - مارکوارت برای آموزش الگوها استفاده شد. نتایج نشان داد که شبکه بهینه پس انتشار المان با توپولوژی ۳-۶-۳ و الگوریتم لوبرگ - مارکوارت با تابع آستانه سیگموئید لگاریتمی قادر است زمان خشک شدن و پارامترهای کیفی محصول نهایی (شاخص روشنایی و شاخص نسبت قرمزی به زردی) را به ترتیب با ضرایب تبیین ۰/۹۷۳، ۰/۹۹۳ و ۰/۹۹۳ و خطاهای حقیقی ۱/۶۵، ۰/۳۹، ۰/۲۶ پیش بینی کند. اعمال خطا به متغیرهای ورودی شبکه ی بهینه نشان داد که عملکرد شبکه به دلیل تولید خطای آموزش کمتر از خطای ورودی، به طور مناسبی قادر به پیش بینی مقادیر خروجی می باشد. شایگانی و همکاران (۱۵) در پژوهشی بر روی توسعه مدل پیش بینی زمان خشک شدن موز در

صورت مستقیم انجام می شود بدون این که از رابطه یا فرمولی در مدل سازی استفاده شود. مدل سازی رطوبت توسط شبکه های عصبی مصنوعی جزء روش های استقرایی (مستقیم) می باشد چون بدون استفاده از رابطه یا فرمولی، فرآیند را مدل سازی می کند (۳). استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی در سطح وسیعی برای شبیه سازی و پیش بینی پارامترهای مورد نیاز در فرآیندهای خشک کردن، در حال رشد و توسعه است. مدل های شبکه عصبی مصنوعی در مورد فرایندهایی که تعریف دقیق و درک خاصی از آن ها وجود ندارد، بسیار مؤثر عمل می کنند و قادر هستند که هر تابع ریاضی را با دقت قابل قبولی تخمین بزنند. کاهش تأثیر خطای داده ها و داده های از دست رفته و توانایی پیش بینی دو یا چند متغیر وابسته به طور همزمان از جمله مزیت های شبکه های عصبی است. همچنین نیاز به محاسبات طولانی برای حل معادلات دیفرانسیل با استفاده از روش های عددی نیست، در حالی که در یک شبکه عصبی مصنوعی، نتایج به صورت ضرب ساده ماتریس ورودی در ماتریس وزن بدست می آید (۱۲). تاکنون محققان زیادی از شبکه های عصبی مصنوعی برای مدل سازی برخی پارامترهای مورد نظر در خشک کن ها استفاده کرده اند که در زیر به برخی از آنها اشاره شده است. کویلبوس و ریز<sup>۱</sup> (۶) برای خشک کردن هویج از یک شبکه عصبی مدولار استفاده کردند. پارامترهای سرعت و دمای هوای خشک و زمان به عنوان پارامترهای ورودی به شبکه در نظر گرفته شد. در این بررسی از شبکه ای با دو زیر لایه یکی با نورون های سیگموئیدی و دیگری با نورون های خطی استفاده شد. منحنی های خشک کردن حاصل از این شبیه سازی که با این شبکه به دست آمدند، با دقت مناسبی به داده های آزمایشی برازش داده شدند. از این مدل برای خشک کردن هویج در یک خشک کن مکانیکی استفاده شد. نتایج نشان دهنده آن بود که شبکه مدولار برای استفاده در تخمین تقریبی به منظور طراحی

دمای ۷۰ درجه سلسیوس به مدت ۲۴ ساعت خشک شدند. این روند چندین مرحله تکرار شد تا محتوای رطوبتی سیب‌زمینی‌ها به طور متوسط در حدود ۰.۷۷٪ بر پایه تر به دست آمد.

### خشک کردن با خشک‌کن آزمایشگاهی خلائی -

#### تابشی

در این تحقیق از یک خشک‌کن خلائی به همراه وسیله گرمایشی (لامپ مادون قرمز) در مقیاس آزمایشگاهی موجود در کارگاه آموزشی مهندسی مکانیک ماشین‌های کشاورزی و مکانیزاسیون دانشگاه شهید چمران اهواز، با شماتیک کلی که در شکل (۱) نشان داده شده است، استفاده گردید. اجزای اصلی دستگاه شامل یک محفظه‌ی استوانه‌ای شکل به حجم ۰.۳۳۵ مترمکعب از جنس فولاد و یک پمپ خلأ پیستونی با ولتاژ ۲۲۰ ولت، فرکانس ۵۰ هرتز و شدت جریان الکتریکی ۵/۱ آمپر است. درون محفظه تعدادی میله به صورت افقی و موازی با هم جهت قرار دادن ترازو و سینی نمونه تعبیه شده است. به منظور ایجاد شدت تابش‌های مختلف بر روی نمونه از یک لامپ مادون قرمز با توان ۲۵۰ وات و ولتاژ ۲۳۰ ولت ساخت کشور اسلواکی و شرکت OSRAM استفاده شد.

در همه تیمارهای آزمایشی لامپ مادون قرمز درون دستگاه به مدت ۱۵ دقیقه جهت یکسان شدن شرایط دمایی درون محفظه قبل از شروع آزمایش‌ها روشن می‌شد. پیش از شروع کار پمپ، فشار مخزن با فشار هوا یکسان بوده است، سیکل کاری دستگاه با تابش لامپ مادون قرمز برای ایجاد حرارت و بکار انداختن پمپ خلأ جهت مکش هوای درون محفظه‌ی خلأ آغاز می‌شد، در این حالت با مکش هوا توسط پمپ، فشار درون محفظه کاهش می‌یافت. در این وضعیت هر چند فشار درون محفظه از فشار هوا کمتر شده، اما هنوز از فشار اشیاع محصول بیشتر بوده است و رطوبت اولیه محصول حفظ می‌شد. زمانی که فشار درون محفظه به فشار اشیاع می‌رسید،

طی فرآیند خشک کردن با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی کار کردند که برای به دست آمدن تغییرات محتوای رطوبتی با زمان از شبکه‌های چند لایه پس انتشار برگشتی با الگوریتم‌های یادگیری لونیگ-مارکواریت، الگوریتم پس انتشار ارتجاعی و الگوریتم گرادیان نزولی مقیاسی، برای آموزش الگوها بهره گرفتند و به این نتیجه رسیدند که الگوریتم لونیگ-مارکواریت نتایج بهتری نسبت به دیگر الگوریتم‌ها نشان داد. شبکه عصبی با الگوریتم لونیگ-مارکواریت با تابع آستانه سیگموئید لگاریتمی در مقایسه با توپولوژی‌های دیگر نتایج بهتری را ارائه کرد.

هدف از این تحقیق، پیش‌بینی نسبت رطوبت ورقه‌های سیب‌زمینی خشک شده و تعیین بهترین چیدمان شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی یکی از مهم‌ترین پارامترهای مؤثر در فرآیند خشک کردن (نسبت رطوبت) می‌باشد. در این پژوهش پنج نوع آرایش شبکه عصبی با ورودی‌های مختلف برای پیش‌بینی نسبت رطوبت سیب‌زمینی مورد استفاده قرار گرفت و در نهایت بهترین آرایش شبکه که دارای بیشترین ضریب تبیین و کمترین خطای میانگین مربعات بود به عنوان شبکه مطلوب تعیین گردید.

### مواد و روش‌ها

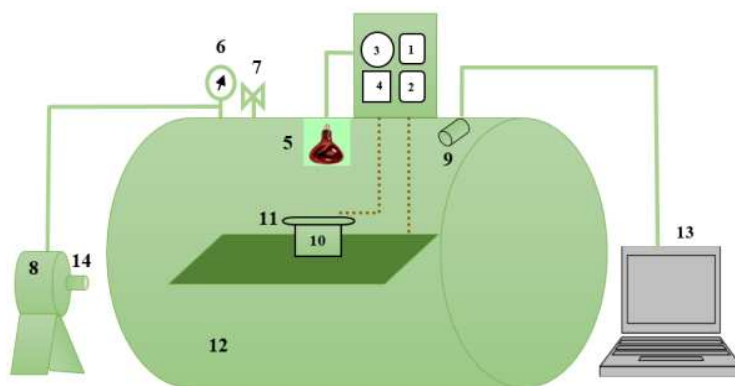
برای انجام این تحقیق از سیب‌زمینی، رقم مارفونا با قطر متوسط ۶۱/۲۵ میلی‌متر تهیه شده از بازار محلی استان همدان استفاده شد. رقم پاییزه مارفونا دارای وزن مخصوص ۱/۰۶۵ گرم بر سانتی‌متر مکعب و  $\pm ۱/۳۵$  ۱۹/۰۱٪ ماده خشک می‌باشد.

### اندازه‌گیری رطوبت

برای اندازه‌گیری محتوای رطوبت سیب‌زمینی‌ها از روش استاندارد انجمن شیمی آمریکا<sup>۱</sup> استفاده گردید (۲). در این روش، نمونه‌های ۲۵ گرمی به کمک آون در

سقف و دیواره داخلی محفظه نصب شده بود، اندازه گیری شد. میزان ولتاژ لامپ با استفاده از یک دیمتر در تمام آزمایش‌ها قابل تنظیم بود، در این حالت میزان شدت جریان نیز به تبع تغییر ولتاژ متغیر می‌باشد. مقدار توان مصرفی لامپ مادون قرمز جهت انجام فرآیند خشک کردن در سه سطح ۱۰۰، ۱۵۰ و ۲۰۰ وات مورد بررسی قرار گرفت. شرایط خلأ درون محفظه توسط شیر تنظیم خلأ کنترل شد و میزان خلأ مرتباً توسط گیج فشار نسبی (WKP-SH01) نصب شده روی قسمت فوقانی محفظه خشک کن کنترل گردید. میزان خلأ در سه سطح فشار خلأ ۲۰، ۸۰ و ۱۴۰ میلی‌متر جیوه (به ترتیب معادل با ۲/۶۳، ۱۰/۵۲، ۱۸/۴۲ کیلوپاسکال) و یک حالت بدون خلأ (در فشار اتمسفری) سنجیده شد. آزمایش‌ها در سه تکرار انجام گردید. رطوبت نسبی هوای محفظه تحت خلأ از طریق یک رطوبت‌سنج (Samwon) با دقت ۲ درصد کنترل شد. رطوبت نسبی درون محفظه خشک کن در شروع آزمایش‌ها به طور میانگین برابر با ۳۵ درصد بود. تغییرات محتوای رطوبتی محصول دائماً از طریق اندازه‌گیری وزن سیب‌زمینی‌ها توسط ترازوی دیجیتال با

به دلیل اختلاف فشار به وجود آمده در سطح با درون محصول، بخار آب از درون محصول به طرف سطح کشیده می‌شد و در نتیجه آب درون محصول شروع به تبخیر می‌کرد و محتوای رطوبتی محصول کاهش می‌یافت. زمان خشک شدن با رسیدن رطوبت محصول به رطوبت نهایی پایان می‌یافت. با اتمام فرآیند، پمپ خلأ از حرکت باز ایستاده و لامپ مادون قرمز نیز خاموش می‌گردد. در ادامه کار شیر تهویه باز شده و ورود هوا به درون محفظه امکان‌پذیر می‌شود. از لامپ مادون قرمز در قسمت فوقانی محفظه خلأ جهت حرارت دادن به محصول و تسریع عمل خشک شدن استفاده شد. ارتفاع نصب لامپ تا سینی نمونه‌ها در یک سری پیش آزمایش‌ها اندازه‌گیری و مقدار ثابت ۱۵ سانتی‌متر تعیین گردید. دمای ناشی از تابش نور لامپ به سطح محصول به وسیله یک حسگر دما (SAMWON) که در زیر سینی نمونه قرار داشت سنجیده شد. دمای شروع کار جهت انجام آزمایش‌ها در تمام تیمارها یکسان و به میزان ۵۰ درجه سلسیوس بوده است. دمای هوای محفظه تحت خلأ نیز توسط دو مینی دماسنج دیجیتالی با دقت اندازه‌گیری ۰/۱ درجه که بر روی



شکل (۱) طرحواره دستگاه خشک کن خلأیی-تابشی

Figure (1) Schematic of vacuum radiation dryer system

۱: نمایشگر رطوبت‌سنج؛ ۲: نمایشگر دماسنج؛ ۳: دیمتر لامپ مادون قرمز؛ ۴: ولت‌متر؛ ۵: لامپ مادون قرمز؛ ۶: فشارسنج؛ ۷: شیر تنظیم خلأ؛ ۸: پمپ خلأ؛ ۹: دوربین؛ ۱۰: ترازوی دیجیتال؛ ۱۱: سینی نمونه‌ها؛ ۱۲: محفظه خلأ؛ ۱۳: رایانه؛ ۱۴: مجرای خروج هوا  
1) humidity sensor; 2) thermocouples; 3) infrared lamp power controller; 4) voltmeter; 5) infrared lamp; 6) pressure gauge; 7) vacuum regulator valve; 8) vacuum pump; 9) camera; 10) electronic weight scale; 11) samples tray; 12) drying chamber; 13) laptop; 14) air discharge duct

شبکه توزیع می‌کند)، لایه پنهان (داده‌ها را پردازش می‌کند) و لایه خروجی (نتایج را به ازای ورودی‌های مشخص استخراج می‌کند). یک شبکه می‌تواند از یک یا چند لایه پنهان تشکیل شود. طراحی معماری شبکه عصبی به طور عموم بر مبنای روش سعی و خطاست و طی آن با استفاده از ارقام مختلف لایه‌های پنهان و نورون‌های مربوطه، شبکه بهینه را می‌توان تعیین نمود (۱۱). با توجه به توانایی شبکه‌های عصبی در پردازش همزمان و موازی داده‌های متعدد، ضبط و مهار متغیرهای مختلف و مؤثر بیشتر امکان‌پذیر است. این خصیصه باعث می‌شود تا مدل شبکه عصبی مصنوعی به جای تلاش برای انطباق الگوی ارتباطی بین ورودی‌ها با توابع و منحنی‌های رایج، منحنی اصلی را از طریق پردازش تمام داده‌های موجود و روابط بین آن‌ها شناسایی و سپس تابع مطلوب را استخراج کند. بنابراین، در پژوهش‌هایی که اثرات غیرقابل اثبات با روش‌های آماری کلاسیک به شکل تفاوت‌هایی که معنادار نیستند نشان داده می‌شوند. مدل شبکه عصبی می‌تواند مفید باشد، زیرا در این مدل به جای توجه به عواملی که سهم بزرگی دارند سهم تمامی عوامل وارد شده در پردازش لحاظ می‌شود و امکان تحلیل داده‌هایی که دارای روابط بسیار پیچیده هستند نیز وجود دارد (۱۴).

ساده‌ترین و معمول‌ترین نوع شبکه عصبی که در بسیاری از علوم مهندسی از جمله تحقیق حاضر به کار گرفته خواهد شد، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه<sup>۲</sup> می‌باشد. برای حل مسایل غیرخطی از این شبکه عصبی استفاده می‌شود. شبکه پرسپترون چند لایه مجموعه‌ای از نورون‌های پایه است که در سه لایه قرار می‌گیرند. این سه لایه با نام‌های لایه ورودی<sup>۳</sup>، لایه پنهان<sup>۴</sup> و لایه خروجی<sup>۵</sup> شناخته می‌شوند. شبکه پرسپترون چند لایه یک شبکه با ساختار رو به جلو<sup>۶</sup> است و از روش انتشار خطا رو به عقب<sup>۷</sup> برای یادگیری شبکه استفاده می‌کند. شبکه پرسپترون چند لایه یک شبکه با ناظر

دقت ۰/۰۵ گرم (Lutron, GM- 1500P, Taiwan) و محدوده اندازه‌گیری ۰/۵۰ تا ۱۵۰۰ گرم، جای داده شده درون محفظه خشک‌کن سنجیده شد. جهت قرائت کردن لحظه‌ای کاهش وزن سیب‌زمینی‌ها از یک دوربین (Farassoo-FC-2370) نصب شده بر روی سقف محفظه خشک‌کن استفاده گردید. دوربین از طریق رابط به رایانه متصل شده بود.

### آماده‌سازی محصول برای انجام آزمایش‌ها

در کلیه آزمایش‌ها سیب‌زمینی‌ها تا زمان انجام آزمایش جهت کاهش میزان شدت تنفس و تغییرات فیزیولوژی و شیمیایی در سردخانه‌ی دانشکده کشاورزی با دمای ۴ تا ۶ درجه سلسیوس و رطوبت نسبی ۸۵ درصد نگه‌داری شدند. قبل از انجام آزمایش‌ها، تعدادی از سیب‌زمینی‌ها (بر حسب میزان مورد استفاده در روز آزمایش) را شسته تا مواد خارجی و ذرات خاک، به خوبی از آن جدا گردد، سپس مدتی در آبکش قرار داد شد تا آب آن به طور کامل گرفته شود. بعد از آن سیب‌زمینی، مرحله پوست‌گیری را طی کرده و توسط دستگاه خردکن دستی به ورقه‌هایی با ضخامت‌های ۱، ۲ و ۳ میلی‌متر برش داده شد. جهت یکسان بودن مساحت ورقه‌های سیب‌زمینی از یک قالب استوانه‌ای فلزی به قطر ۵ سانتی‌متر استفاده شد. ورقه‌های سیب‌زمینی بر روی سینی مشبک به ابعاد ۱۸×۲۳ سانتی‌متر درون دستگاه خشک‌کن با فواصل مساوی چیده شدند، به طوری که روی سینی تنها یک لایه از نمونه‌های ورقه شده قرار گیرد. نمونه‌ها قبل از چیده شدن روی سینی خشک‌کن توزین می‌شدند، همچنین در طی خشک شدن وزن کل ورقه‌های نازک سیب‌زمینی با استفاده از ترازوی دیجیتال اندازه‌گیری و ثبت گردید.

### مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی

#### شبکه عصبی پرسپترون

ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی که به آن معماری اطلاق می‌گردد، به شکلی است که نورون‌ها<sup>۱</sup> در دسته‌هایی که لایه نام دارند، مرتب می‌شوند. معماری معمول شبکه عصبی متشکل از سه لایه است، لایه ورودی (داده‌ها را در

2- Multi-Layer Perceptron  
3- Input Layer  
4- Hidden Layer  
5- Output Layer  
6- Feed Forward  
7- Back Propagation Error

1- Neurons

$$Y_j = X_j \quad (2)$$

$$Y_j = \frac{1}{1 + \exp(-X_j)} \quad (3)$$

$$Y_j = \frac{2}{(1 + \exp(-2X_j)) - 1} \quad (4)$$

وارد کردن داده‌ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می‌شود از این رو داده‌های ورودی به شبکه بایستی نرمال شود. در صورتی که این مرحله انجام نشود، شبکه در طول فاز آموزش همگرا نخواهد شد و نتایج مطلوب تولید نخواهد شد. از این رو برای نرمالیزه کردن داده‌ها از رابطه (۵) استفاده شده است. که ورودی‌ها را بین ۰ و ۱ استاندارد می‌نماید. در نهایت می‌توان خروجی شبکه را با معکوس نمودن الگوریتم استانداردسازی، به حالت اولیه برگرداند (۹).

$$x_n = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (5)$$

در این معادله،  $x$ ، داده خام اولیه،  $x_n$ ، داده نرمالیزه شده،  $x_{\max}$  و  $x_{\min}$  به ترتیب مقادیر بیشینه و کمینه داده‌های اولیه هستند.

در این تحقیق مطابق با جدول (۱)، پنج آرایش شبکه عصبی با نام‌های شبکه عصبی اول تا پنجم جهت پیش‌بینی تغییرات رطوبت نسبت به زمان خشک کردن ورقه‌های سیب‌زمینی مورد استفاده قرار گرفت. با توجه به جدول (۱) علامت مثبت و منفی به ترتیب نشان‌دهنده وجود و عدم وجود پارامترهای مذکور در ساختار شبکه عصبی است. با استفاده از این پنج آرایش، خروجی شبکه که همان نسبت رطوبت می‌باشد پیش‌بینی گردید. طر حواره شبکه اول به عنوان نمونه در شکل (۲) نشان داده شده است.

### فرآیند یادگیری و انتخاب بهترین تابع عملکرد شبکه

برای مدل‌سازی شبکه عصبی، داده‌های به‌دست آمده در مدت آزمایش‌ها به سه قسمت تقسیم شدند یک قسمت برای

محسوب می‌شود، به عبارت دیگر، برای آموزش این شبکه باید علاوه بر داده‌های آموزشی (ورودی شبکه)، خروجی صحیح آنها نیز به شبکه آموزش داده شود (۱۱).

در شبکه پرسپترون چند لایه تعداد نورون‌های لایه ورودی برابر با تعداد عناصر بردار ورودی و تعداد نورون‌های لایه خروجی برابر با تعداد عناصر بردار خروجی می‌باشد. آنالیز دقیق و واقعی برای پیدا کردن تعداد نورون‌های لایه میانی در کل بسیار پیچیده است، اما می‌توان گفت که تعداد نورون‌های لایه میانی تابعی از عناصر برداری ورودی می‌باشد. از این رو تعداد نورون‌های لایه مخفی عموماً بطور تجربی به‌دست می‌آید. تعداد لایه‌های میانی و نورون‌های لایه میانی بایستی به تعدادی انتخاب شود که مقدار خطای خروجی شبکه کمترین مقدار باشد، به عبارتی شبکه بهینه حاصل شود. هر نورون توسط خروجی خود به نورون‌های لایه بعد متصل شده، ولی با نورون‌های لایه خودش ارتباط ندارد. خروجی هر نورون لایه پنهان ( $j$ ) توسط رابطه (۱) تعریف گردید (۹).

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

در این رابطه  $w_{ji}$  مقدار وزن اتصال بین نورون  $i$ ام لایه مذکور با نورون  $j$ ام لایه قبل است که بیانگر اهمیت ارتباط بین دو نورون در دو لایه متوالی می‌باشد،  $b_j$  وزن مربوط به بایاس<sup>۱</sup> برای نورون  $j$ ام،  $n$  تعداد نورون‌های لایه خارجی،  $p_i$  مقدار خروجی از نورون  $i$ ام لایه قبل،  $a$  مقدار خروجی از نورون  $j$ ام و  $f$ ، تابع آستانه نورون  $j$ ام می‌باشد.

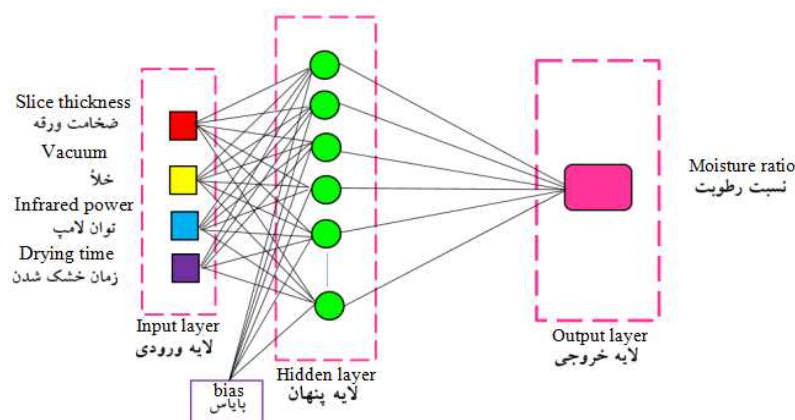
توابع آستانه<sup>۲</sup> مختلفی برای یافتن حالت بهینه شبکه‌ها و انتقال اعداد از لایه قبل به لایه بعد مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. از جمله می‌توان توابع خطی، سیگموئید، گوس، تانژانت هیپربولیک و سکانت هیپربولیک را نام برد. تابع خطی (رابطه ۲)، لگاریتم سیگموئید (رابطه ۳) و تانژانت سیگموئید (رابطه ۴) مورد استفاده در این تحقیق به صورت زیر می‌باشند (۷):

1- Bias

2- Threshold function

جدول (۱) نحوه اعمال متغیرهای مستقل در هر یک از ورودی‌های شبکه پنج‌گانه  
 Table (1) Method of applying independent variables in each of the five network inputs

| پارامترهای استفاده شده برای ورودی شبکه عصبی<br>Used parameters in ANN input |                              |   |                      |                                     |                       |
|---|------------------------------|---|----------------------|-------------------------------------|-----------------------|
| آرایش شبکه<br>(Network<br>arrangement)                                      | ضخامت ورقه<br>(Thickness/mm) | توان لامپ<br>مادون قرمز<br>(Infrared )<br>(power/W) | خلأ<br>(Vacuum/mmHg) | خشک‌کردن<br>(Drying )<br>(time/sec) | رطوبت<br>(Moisture/%) |
| ۱   | +                            | +   | +                    | +                                   | -                     |
| ۲   | -                            | +   | +                    | +                                   | +                     |
| ۳   | +                            | -   | +                    | +                                   | +                     |
| ۴   | +                            | +   | -                    | +                                   | +                     |
| ۵   | +                            | +   | +                    | -                                   | +                     |



شکل (۲) ساختار شماییک شبکه عصبی جهت پیش‌بینی نسبت رطوبت  
 Figure (2) Schematic structure of the neural network to predict the moisture ratio

بهینه با کمترین ساختار و بیشترین قابلیت پیش‌بینی وجود داشت، تعداد لایه‌های میانی و تعداد نورون‌ها در این لایه بوده است. برای پیدا کردن بهترین پیش‌بینی‌ها، شبکه‌های مختلفی بر داده‌های مذکور اعمال شدند. برای طراحی و آزمون شبکه عصبی مصنوعی از برنامه‌نویسی در نرم‌افزار متلب<sup>۱</sup> استفاده گردید. پارامترهای ترکیبی مانند نوع الگوریتم یادگیری، تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نورون‌ها در لایه پنهان، تعداد چرخه آموزش، ضریب یادگیری و اندازه

آموزش شبکه و قسمت دیگر برای اعتبارسنجی مدل و نهایتاً قسمت سوم برای آزمایش شبکه استفاده شده، بکار برده شد (۱۷). تعداد کل الگوهای ورودی شبکه عصبی بر مبنای روند لحظه‌ای تغییرات رطوبت بر حسب زمان ۲۸۹۹ داده بوده که ابتدا نرمال‌سازی شده و سپس به طور تصادفی به سه قسمت تقسیم شدند. به این ترتیب که داده‌های مورد استفاده برای آموزش شبکه شامل ۷۰ درصد داده‌ها و باقی‌مانده داده‌ها ۱۵ درصد برای اعتبارسنجی و ۱۵ درصد برای آزمایش شبکه به کار گرفته شد. اصلی‌ترین متغیر در معماری این شبکه‌ها که امکان دستکاری آن به منظور دستیابی به شبکه

1- Matlab



بررسی بودند. صفت مورد بررسی مدت زمان لازم برای فرآیند خشک کردن تا رسیدن به رطوبت ۶ درصد (بر پایه تر) می‌باشد. تحلیل آماری داده‌های آزمایشی به کمک نرم‌افزار MSTATC انجام شد و نتایج حاصل از تحلیل در جدول (۲) ارائه گردیده است.

مقایسه میانگین سطوح مختلف ضخامت ورقه، میزان خلأ و توان لامپ مادون قرمز در سطح احتمال ۱٪ به کمک آزمون دانکن انجام گرفت و نتایج حاصل از آن‌ها در شکل (۳) آمده است. بر اساس این شکل، از مقایسه دو سطح خلأ ۱۴۰ و ۸۰ میلی‌متر جیوه در سطوح مختلف توان تابشی لامپ مادون قرمز و ضخامت یکسان ۲ میلی‌متر ورقه سیب‌زمینی، می‌توان نتیجه گرفت که کمترین میانگین مدت زمان لازم برای فرآیند خشک کردن، در خلأ ۸۰ میلی‌متر جیوه و توان تابشی ۲۰۰ وات به وقوع پیوسته است، به گونه‌ای که با افزایش حرارت ناشی از تابش منبع گرمایشی، زمان خشک شدن کاهش یافته است. در این پژوهش ترکیبی از لایه‌ها و نورون‌های مختلف همراه با توابع فعال‌سازی مختلف برای مدل‌سازی شبکه‌ی عصبی پرسپترون مورد استفاده قرار گرفت. شبکه‌ی عصبی با یک لایه‌ی پنهان، تعداد ۱ تا ۲۰ نورون به طور تصادفی انتخاب و قدرت شبکه در پیش‌بینی نسبت رطوبت ورقه سیب‌زمینی تخمین زده شد. برای آموزش شبکه پرسپترون از الگوریتم یادگیری لونیونگ-مارکووات استفاده گردید. نتایج حاصل از بهینه‌سازی شبکه‌ی عصبی پرسپترون همراه با توابع آستانه‌ی لگاریتم سیگموئید و تانژانت سیگموئید همراه چیدمان‌های به‌دست آمده در جدول (۳) نشان داده شده است. نوع تابع انتقال به کار رفته بین بردار ورودی و لایه میانی (پنهان) از نوع سیگموئیدی و بین لایه میانی و لایه خروجی از نوع تابع خطی است.

حرکت در طی فرآیند آموزش شبکه عصبی به روش آزمون و خطا تعیین شد. بررسی قابلیت تعمیم شبکه عصبی آموزش دیده، گام آخر در توسعه مدل شبکه عصبی مصنوعی بود. در این مرحله مدل‌های شبکه عصبی آموزش دیده به وسیله مجموعه داده‌های آزمون که مستقل از داده‌های آموزش است مورد بررسی قرار گرفت.

برای یافتن شبکه‌ای با معماری مناسب به کمک الگوریتم‌های آموزشی، از معیارهای ضریب تبیین و میانگین مربعات خطا استفاده شد. در درجه اول مقادیر ضریب تبیین و میانگین مربعات خطا در هر یک از شبکه‌های ایجاد شده مورد بررسی قرار گرفتند که از روابط (۶) و (۷) برآورد شدند و در نهایت شبکه‌ای مورد پذیرش قرار می‌گرفت که بیشترین ضریب تبیین و کمترین میانگین مربعات خطا را داشته باشد (۹).

$$MSE = \frac{\sum_{p=1}^M \sum_{i=1}^N (S_{ip} - T_{ip})^2}{n_p \times n_o} \quad (6)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{ip=1}^N (S_{ip} - T_{ip})}{\sum_{ip=1}^N \left( S_{ip} - \frac{\sum_{ip=1}^N S_{ip}}{N} \right)} \quad (7)$$

در این معادلات،  $R^2$  و  $MSE$  به ترتیب ضریب تبیین و میانگین مربعات خطا در مرحله آموزش،  $S_{ip}$  خروجی شبکه در نورون  $i$ ام و الگوی  $p$ ام،  $T_{ip}$  خروجی مطلوب در نورون  $i$ ام و الگوی  $p$ ام،  $n_p$  تعداد الگوها،  $n_o$  تعداد نورون‌های لایه خروجی،  $N$  تعداد نورون‌های خارجی و  $M$  تعداد الگوهای آموزشی است.

## نتایج و بحث

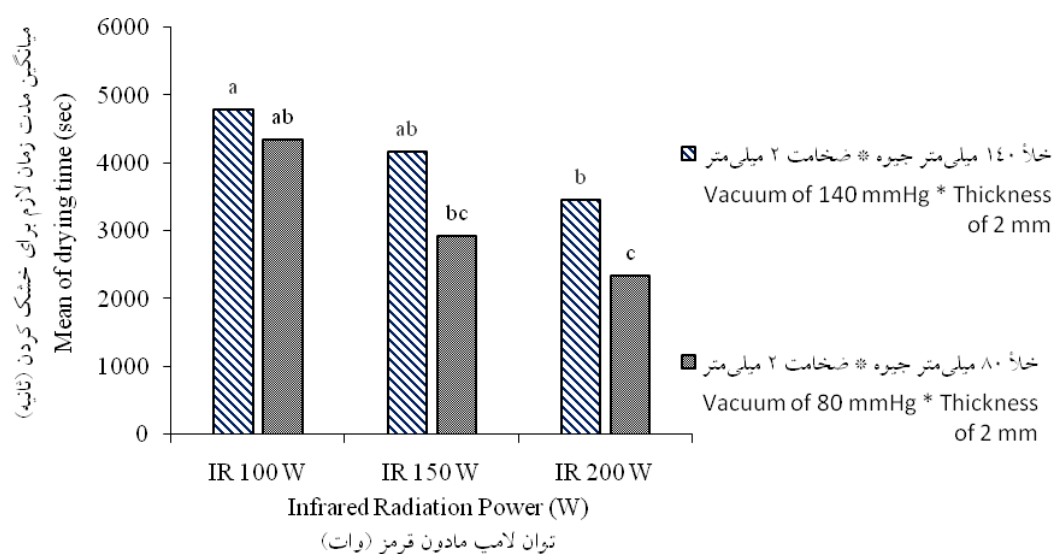
به منظور مقایسه تأثیر سه عامل اصلی بر مدت زمان خشک کردن، از آزمایش فاکتوریل با آنالیز واریانس بر پایه طرح کاملاً تصادفی با سه تکرار استفاده شد. میزان خلأ (۴ سطح)، توان تابشی لامپ مادون قرمز (۳ سطح) و ضخامت ورقه‌های سیب‌زمینی (۳ سطح)، سه فاکتور مورد

جدول (۲) تجزیه واریانس اثر ضخامت ورقه، میزان خلأ و توان لامپ مادون قرمز بر مدت زمان خشک کردن  
 Table (2) Analysis of variance of the effect of slice thickness, vacuum and infrared power on the drying time

| F                     | میانگین مربعات<br>Mean Square | مجموع مربعات<br>Sum of Squares | درجه آزادی<br>Degree of Freedom | منبع تغییرات<br>Source of Variation                                       |
|-----------------------|-------------------------------|--------------------------------|---------------------------------|---|
| 179.0517*             | 13412637.496                  | 26825274.993                   | 2                               | ضخامت ورقه<br>Thickness   |
| 148.8758*             | 11152182.294                  | 33456546.882                   | 3                               | خلأ<br>Vacuum   |
| 186.2266*             | 13950108.970                  | 27900217.939                   | 2                               | توان لامپ مادون قرمز<br>Infrared power                                    |
| 2.7994*               | 209702.005                    | 1258212.030                    | 6                               | ضخامت × خلأ<br>Thickness × Vacuum   |
| 2.2797 <sup>n.s</sup> | 170770.290                    | 683081.161                     | 4                               | ضخامت × توان لامپ مادون قرمز<br>Thickness × Infrared power                |
| 6.9639**              | 521662.781                    | 3129976.683                    | 6                               | خلأ × توان لامپ مادون قرمز<br>Vacuum × Infrared power                     |
| 9.6835**              | 725384.713                    | 8704616.558                    | 12                              | ضخامت × خلأ × توان لامپ مادون قرمز<br>Thickness × Vacuum × Infrared power |
|                       | 74909.317                     | 5318561.521                    | 72                              | اشتباه<br>Error   |
|                       |                               | 107276487.770                  | 107                             | کل<br>Total   |

\*\* اختلاف معنی‌دار در سطح احتمال خطای ۱٪، \* اختلاف معنی‌دار در سطح احتمال خطای ۵٪ و n.s عدم وجود اختلاف معنی‌دار

\*\* Significant at the 1% error level, \* Significant at 5% error level and n.s No significant differences



شکل (۳) اثر متقابل خلأ، توان لامپ مادون قرمز و ضخامت ورقه بر مدت زمان لازم برای فرآیند خشک کردن  
 Figure (3) The interaction between the vacuum, infrared power and slice thickness on the drying time

شده است. بنابراین می توان چهار فاکتور ضخامت ورقه، توان تابشی لامپ مادون قرمز، میزان خلأ و محتوای رطوبت محصول را توأمأ در تخمین نسبت رطوبت محصول مورد نظر به عنوان عوامل اثربخش معرفی نمود. کارایی شبکه آموزش دیده با استفاده از خطای مجموعه های آموزشی، اعتبارسنجی و آزمایش قابل اندازه گیری می باشد. با توجه به شکل (۴)، روند آموزش در صورتی که خطای مجموعه ای ارزیابی در ۶ تکرار متوالی افزایش یابد، متوقف می شود.

همان طور که در جدول (۳) نشان داده شده است، شبکه ی عصبی پنجم با ۲ نورون در لایه پنهان و تابع انتقال تانژانت سیگموئید با چیدمان ۴-۲-۱ دارای کم ترین میانگین مربعات خطا و بالاترین ضریب تبیین در هر سه مرحله آموزش، ارزیابی و آزمایش نسبت به سایر شبکه های آموزش دیده است. مدت زمان همگرا شدن شبکه ی مطلوب، ۳/۰۶ دقیقه است که بیانگر قابلیت بالای شبکه عصبی مصنوعی در پیش بینی نسبت رطوبت می باشد. مطابق با جدول (۴) بیشترین ضریب تبیین و کمترین خطا مربوط به شبکه عصبی پنجم است که به عنوان بهترین ساختار شبکه عصبی آموزش دیده برگزیده

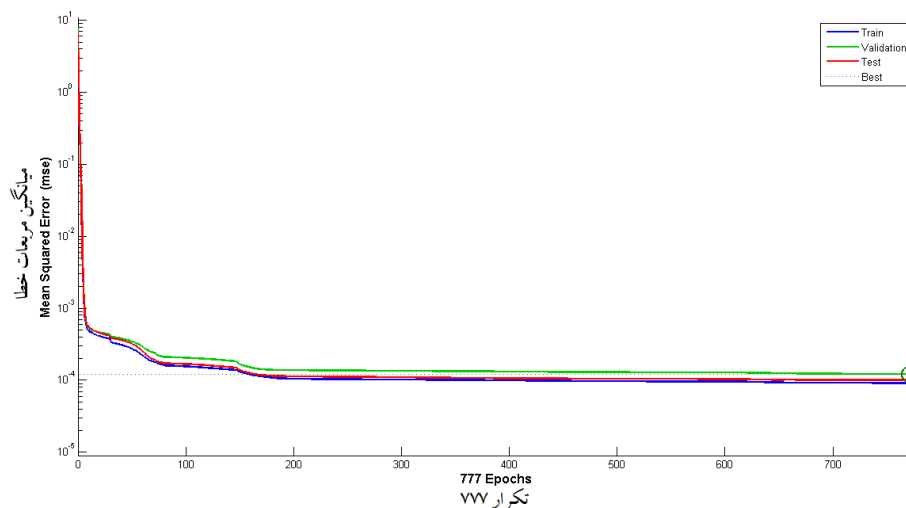
جدول (۳) شبکه های طراحی شده با استفاده از الگوریتم یادگیری لوبنبرگ-مارکوآرت و تعداد بینه نورون در لایه پنهان  
Table (3) Designed networks using Levenberg-Marquardt learning algorithm and the optimal number of neuron in the hidden layer

| زمان شبیه سازی (دقیقه)<br>(Simulated time/min) | تعداد تکرار<br>(Epoch) | میانگین مربعات خطا<br>(Mean Square Error) |                         |                     | ضریب تبیین<br>(Determination Coefficient) |                         |                     | تعداد نورون در لایه پنهان<br>(Number of neuron in hidden layer) | تابع آستانه<br>(Threshold function) | شبکه<br>(Network) |
|--|------------------------|---|-------------------------|---------------------|---|-------------------------|---------------------|---|-------------------------------------|-------------------|
|  |                        | آزمایش<br>(Test)                          | ارزیابی<br>(Validation) | آموزش<br>(Training) | آزمایش<br>(Test)                          | ارزیابی<br>(Validation) | آموزش<br>(Training) |   |                                     |                   |
|  |                        | 6.81                                      | 204                     | 0.0337              | 0.0397                                    | 0.0363                  | 0.97917             |   |                                     |                   |
| 6.83   | 250                    | 0.0365                                    | 0.0428                  | 0.0456              | 0.97511                                   | 0.97960                 | 0.98107             | 5   | Logsig                              |                   |
| 5.57   | 66                     | 0.00068                                   | 0.00072                 | 0.00073             | 0.99944                                   | 0.99956                 | 0.99954             | 3   | Tansig                              | دوم               |
| 6.83   | 104                    | 0.00074                                   | 0.00068                 | 0.00074             | 0.99948                                   | 0.99956                 | 0.99956             | 6   | Logsig                              |                   |
| 4.75   | 95                     | 0.00060                                   | 0.00056                 | 0.00069             | 0.99960                                   | 0.99966                 | 0.99964             | 4   | Tansig                              | سوم               |
| 6.65   | 136                    | 0.00075                                   | 0.00069                 | 0.00074             | 0.99948                                   | 0.99962                 | 0.99968             | 3   | Logsig                              |                   |
| 3.61   | 143                    | 0.00058                                   | 0.00073                 | 0.00069             | 0.99936                                   | 0.99936                 | 0.99944             | 5   | Tansig                              | چهارم             |
| 5.95   | 154                    | 0.00062                                   | 0.00059                 | 0.00064             | 0.99942                                   | 0.99942                 | 0.99946             | 3   | Logsig                              |                   |
| <u>3.06</u>                                    | <u>771</u>             | <u>0.00016</u>                            | <u>0.00012</u>          | <u>0.00026</u>      | <u>0.99990</u>                            | <u>0.99948</u>          | <u>0.99990</u>      | <u>2</u>  | <u>Tansig</u>                       | پنجم              |
| 6.81   | 483                    | 0.00019                                   | 0.00023                 | 0.00037             | 0.99948                                   | 0.99980                 | 0.99987             | 7   | Logsig                              |                   |

جدول (۴) مجموع ضریب تبیین و خطا به تفکیک شبکه های آموزش دیده  
Table (4) Total determination coefficient and error on the trained networks

| خطا<br>(Error) | ضریب تبیین کل<br>(Total determination coefficient) | تابع آستانه<br>(Threshold function) | شبکه<br>(Network) |
|----------------|--|-------------------------------------|-------------------|
| 0.0352         | 0.98014  | Tansig                              | اول               |
| 0.0351         | 0.97950  | Logsig                              |                   |
| 0.00079        | 0.99952  | Tansig                              | دوم               |
| 0.00070        | 0.99954  | Logsig                              |                   |
| 0.00064        | 0.99964  | Tansig                              | سوم               |
| 0.00075        | 0.99964  | Logsig                              |                   |
| 0.00074        | 0.99942  | Tansig                              | چهارم             |
| 0.00077        | 0.99944  | Logsig                              |                   |
| <u>0.00016</u> | <u>0.99990</u>                                     | <u>Tansig</u>                       | پنجم              |
| 0.00081        | 0.99979  | Logsig                              |                   |

حافظی و همکاران: مدل‌سازی عصبی پیش‌بینی نسبت...



شکل (۴) نمودار کارایی شبکه منتخب

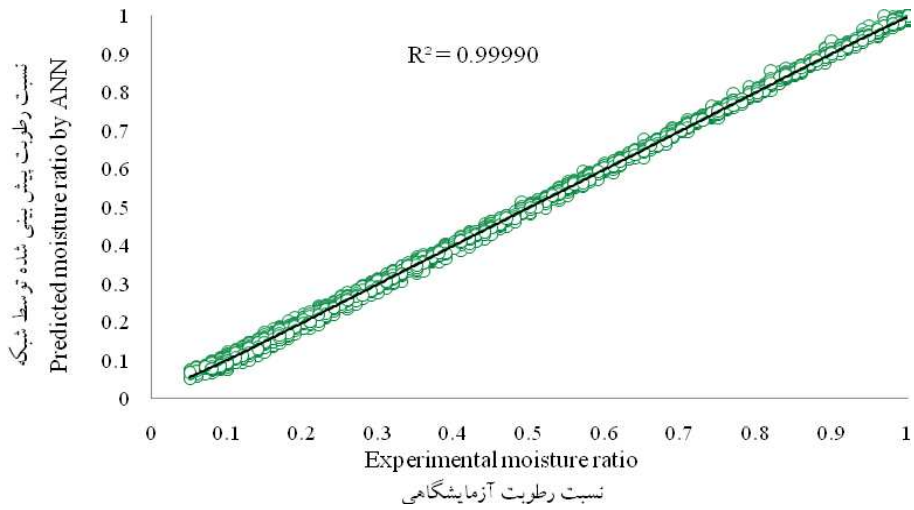
Figure (4) Diagram of the selected network performance

عصبی در سطوح متفاوت خلأ ۲۰، ۸۰ و ۱۴۰ میلی‌متر جیوه بر روی زمان خشک شدن تا رسیدن به نسبت رطوبت مطلوب تفاوت ناچیزی وجود دارد به طوری که می‌توان خلأ ۲۰ میلی‌متر جیوه را جایگزین سطوح ۸۰ و ۱۴۰ میلی‌متر جیوه نمود بدون آن‌که در زمان خشک شدن تغییری ایجاد شود.

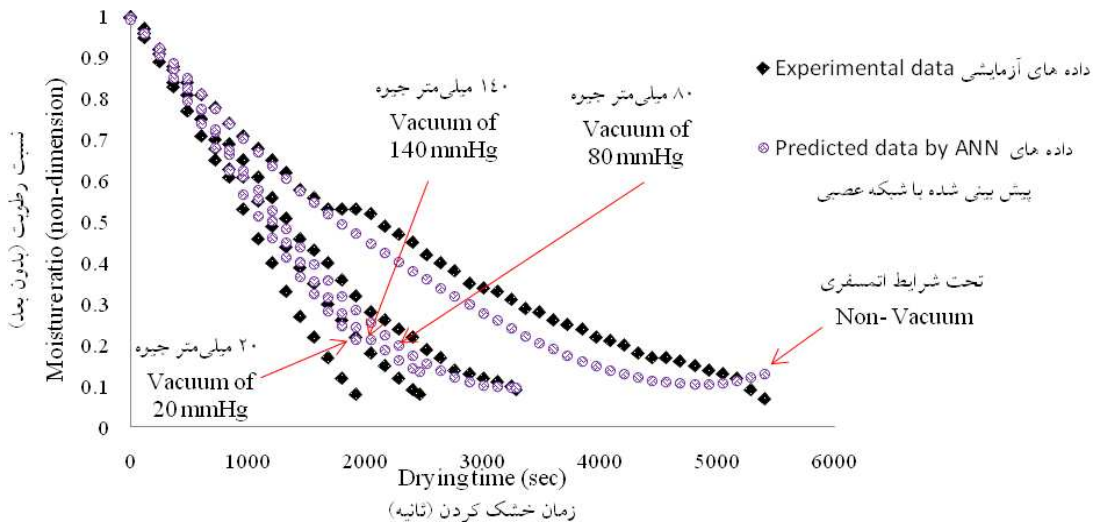
طبق جدول (۵) با توجه به شبکه عصبی انتخاب شده جهت پیش‌بینی نسبت رطوبت ورقه‌های سیب‌زمینی که به صورت ساختار ۱-۲-۴ می‌باشد، ماتریس وزن برای بردار ورودی به لایه پنهان یک ماتریس  $4 \times 4$  (اتصال ۴ نورون ورودی به ۲ نورون لایه پنهان) و برای لایه پنهان به لایه خروجی به صورت یک ماتریس  $2 \times 2$  (اتصال ۲ نورون لایه پنهان به ۱ نورون لایه خروجی) می‌باشد.

این توقف در تکرار ۷۷۱ رخ داده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود خطای میانگین مربعات مقدار کوچکی است و خطای مجموعه آموزش، ارزیابی و آزمایش دارای رفتار مشابهی هستند؛ تا تکرار ۷۷۷، بهترین کارایی شبکه در مورد داده‌های ارزیابی به وقوع پیوسته است و هیچ‌بیش‌برازشی رخ نداده است. شکل (۵) نمودار رگرسیون شبکه را در مرحله آزمایش برای توپولوژی ۱-۲-۴ نشان می‌دهد. خروجی مجموعه که نشان‌دهنده نسبت رطوبت پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی است به خوبی بر روی بردار هدف (نسبت رطوبت اندازه‌گیری شده) منطبق شده است. مقادیر ضریب همبستگی برای همه خروجی‌ها، تقریباً یکسان است که نشان از برآزش مطلوب بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی می‌دهد.

مقایسه نتایج داده‌های حاصل از آزمایش و شبکه عصبی تک لایه (با یک لایه پنهان) با توپولوژی ۱-۲-۴ در سطوح مختلف خلأ (۰، ۲۰، ۸۰ و ۱۴۰ میلی‌متر جیوه) برای توان لامپ ۱۰۰ وات و ضخامت یک میلی‌متر در شکل (۶) نشان داده شده است. با توجه به شکل می‌توان اظهار داشت که میان نتایج پیش‌بینی شده توسط شبکه



شکل (۵) نمودار رگرسیون شبکه عصبی برای بهترین توپولوژی در مرحله آزمایش  
Figure (5) Diagram of regression of neural network for the best topology in the test process



شکل (۶) مقایسه منحنی شدن ورقه‌های سیب‌زمینی در سطوح مختلف خلأ  
Figure (6) Comparison of drying curve of potato slices at different vacuum levels

جدول (۵) ضرایب وزنی و بایاس مربوط به توپولوژی منتخب جهت مدل‌سازی عصبی نسبت رطوبت

Table (5) Weighting coefficients and bias related to the selected topology for neural modeling of moisture ratio

| $b_2$   | $b_1$  | $w_6$ | $w_5$   | $w_4$ | $w_3$  | $w_2$  | $w_1$  |                                    |
|---------|--------|-------|---------|-------|--------|--------|--------|------------------------------------|
|         |        |       |         | 0.592 | -0.289 | -0.334 | -0.559 | وزن ورودی‌ها به لایه پنهان         |
|         |        |       |         | 1.244 | -0.604 | -0.723 | -1.228 | (Weight of inputs to hidden layer) |
|         |        | 0.745 | 131.262 |       |        |        |        | وزن لایه پنهان به لایه خروجی       |
|         |        |       |         |       |        |        |        | (Weight of hidden layer to output) |
|         | -0.202 |       |         |       |        |        |        | بایاس ورودی به لایه پنهان          |
|         | -3.910 |       |         |       |        |        |        | (Bias of input to hidden layer)    |
| 130.797 |        |       |         |       |        |        |        | بایاس لایه پنهان به لایه خروجی     |
|         |        |       |         |       |        |        |        | (Bias of hidden layer to output)   |

خشک‌کن‌های صنعتی همانند یک ابزار قدرتمند عمل کرده است. مطابق با یافته‌های موجود، مناسب‌ترین ساختار شبکه عصبی جهت پیش‌بینی تغییرات رطوبت نسبت به زمان به صورت یک شبکه چند لایه پرسپترون پیشخور با الگوریتم یادگیری لونیگ مارکوارت با یک لایه پنهان و توپولوژی ۱-۲-۴ همراه با تابع آستانه تانزانت سیگموئید حاصل گردید، در شبکه مذکور بیشترین ضریب تبیین ۰/۹۹۹۹۰ و حداقل میانگین مربعات خطا برابر با ۰/۰۰۰۱۶ به دست آمد.

در ضمن ماتریس بایاس برای بردار ورودی به لایه پنهان به صورت یک ماتریس هسین ۲×۱ و برای لایه پنهان به لایه خروجی به صورت یک ماتریس هسین ۱×۱ خواهد بود.

### نتیجه‌گیری

نتایج پژوهش حاضر نشان داد که کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی تغییرات نسبت رطوبت به عنوان یک پارامتر مهم در فرآیند خشک کردن ورقه‌های سیب‌زمینی و مدل‌سازی آن جهت طراحی

### منابع

1. Anonymous, 2002. Specifications and features of potato chips, Iran National Standard, Institute of Standards and Industrial Research of Iran, No. 3764, second revised. (in Persian)
2. AOAC, 1990. Official Methods of Analysis, No. 934-06, Association of Official Chemists, Washington, DC.
3. Baharlooei, A., Omid, M., Ahmadi, H., and Rafiee, S. 2008. Predicting moisture content of pistachio nuts (Akbari variety) with Artificial Neural Network, Journal of Food Science and Technology, 3: 45-65. (in Persian with English abstract)
4. Behroozi Khazaei, N., Tavakoli Hashjin, R., Amiri Chayjan, R. and Khoshtaghaza, M.H. 2007. investigation on important drying indices of grape in hot air flow by using artificial neural networks, Journal of Agricultural Research: water, soil and plant in agriculture, 7(3): 141- 154. (in Persian with English abstract).
5. Broyart, B. and Trystram, G. 2003. Modeling of heat and mass transfer phenomena and quality changes during continuous biscuit baking using both deductive and inductive (neural network) modeling principles, Institution of Chemical Engineering, Trans, IChemE, Volume 81, Pt. C.
6. Cubillos, F. and Reyes, A. 2003. Design of a model based on a modular neural network approach, Drying Technology, 21(7):1185-1195.
7. Dayhoff, J.E. 1990. Neural Network Principles. Prentice-Hall International, U.S.A.
8. FAO. 2013. Statistical Yearbook 2013 World food and agriculture, <http://faostat.fao.org/site/339/default.aspx.html> (accessed June 2014).
9. Heristev, R.M. 1998. The ANN Book, GNU Public License, USA.

10. Maskan, M. 2001. Drying shrinkage and rehydration characteristics of kiwi fruits during hot air and microwave drying, *Journal of Food Engineering*, 35: 267-280.
11. Menhaj, M.B. 2009. Fundamentals of neural networks (computational intelligence), Volume 1, 8th Edition, Publishing Center, Amirkabir University of Technology (Tehran Polytechnic), 715 pages. (in Persian)
12. Motevali, A., Minaei, S., Khoshtaghaza, M.H., Kazemi, M. and Nikbakht, A.M. 2010. Drying of pomegranate arils: comparison of predictions from mathematical models and neural networks, the Sixth National Congress of Agricultural Engineering and Mechanization, College of Agriculture and Natural Resources, Tehran University, Karaj. (in Persian with English abstract)
13. Poonnoy, P., Tansakul, A., and Chinnan, M. 2007. Artificial neural network modeling for temperature and moisture content prediction in tomato slices undergoing microwave vacuum drying, *Journal of Food Sciences*, 72(1): 42-47.
14. Shadnia, H. 2004. Artificial neural networks and its application in data analysis of medical sciences, National Center of Research in Medical Sciences, Tehran, 116 pages. (in Persian)
15. Shaygani Soltan Pour, R., Golmohammadi, A.S., Farahpour, P., and Khalifeh, A. 2011. Development of a model to predict the drying time during the drying process using banana artificial neural network, First International Conference on Plant, Water, Soil and Weather Modeling, International Centre for Science and High Technology and Environmental Sciences, Shahid Bahonar University of Kerman. (in Persian with English abstract)
16. Soleimani Fard, S. 2009. Modeling of adsorption isotherms and moisture desorption of pistachio (Owhadi variety) and optimization of its drying conditions, Master's thesis, Faculty of Agriculture, Isfahan University of Technology. (in Persian)
17. Tripathy, P., and Kumar, S. 2008. Neural network approach for food temperature prediction during solar drying, *International Journal of thermal science*, 48:1452-1459.