پیش‌بینی برخی خواص خشک کردن دانه های انار، انگور و بنه به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی

محمد کاوه [1*] و رضا امیری چایجان [2]

١-دانشگاه آزاد اسلامی، واحد سردشت، باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان، سردشت، ایران
٢-دانشیار گروه مهندسی بیوسیستم- دانشکدهٔ کشاورزی- دانشگاه بوعلی‌سینا- همدان

(تاریخ دریافت: ٩٤/٨/١٨ تاریخ پذیرش: ٩٥/٦/١٧)

چکیده

هدف از این تحقیق برآورد ضریب پخش رطوبت موثر، انرژی مصرفی ویژه، نرخ خشک‌کردن و نسبت رطوبت در خشک کردن بستر سیال دانه های انار، انگور و بنه به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد. سه عامل موثر برای پیش‌بینی ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه عبارتند از: نوع محصول، سرعت هوای ورودی، دمای هوای ورودی. برای پیش‌بینی نرخ خشک‌کردن و نسبت رطوبت از چهار عامل موثر استفاده شد که عبارت بودند از: نوع محصول، سرعت هوای ورودی، دمای هوای ورودی و زمان خشک‌کردن. تعداد ٢٧ آزمایش برای ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه و ٢١٦٥ آزمایش برای نرخ خشک‌کردن و نسبت رطوبت برای ایجاد الگوهای آموزش و ارزیابی به وسیله یک خشک‌کن آزمایشگاهی انجام گرفت. از شبکه‌ها و الگوریتم‌های متعددی برای آموزش الگوهای موجود استفاده شد. نتایج بررسی‌ها نشان داد که شبکه پس انتشار پیشخور با توپولوژی ٢-٥-٥-٣ و تابع آستانه لونبرگ-مارکوارت قادر است ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه را با ضریب تعیین ٠/٩٨٠٥ و ٠/٩٩٥٤ و خطای میانگین مربعات ٠/٠٠٠٠٩ در شرایط مختلف خشک‌کردن دانه های انار، انگور و بنه در خشک‌کن بستر سیال را پیش‌بینی نماید. همچنین بیشترین ضریب تعیین برای پیش‌بینی نرخ خشک‌کردن و نسبت رطوبت به ترتیب ٠/٩٧٩٩ و ٠/٩٩٩٦ به دست آمد.

کلید واژگان: خشک‌کردن، خشک‌کن بسترسیال، ضریب پخش رطوبت موثر، نرخ خشک‌کردن و شبکه‌های عصبی مصنوعی

* مسئول مکاتبات: sirwankaweh@gmail.com

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-10-12]

۱- مقدمه

انار (*Punica granatum* L.) یکی از مهمترین میوه‌های مناطق نیمه گرمسیری که به خاطر ارزش غذایی و درمانی و به علت کیفیت نگهداری آن کشت می‌شود [۱]. انار در ایران در انواع ارقام هم به صورت اهلی و هم به صورت وحشی می‌روید. از انواع مهم انار، آلک، ملس و سیاه می‌باشند. رقم آلک به صورت میوه تازه مصرف می‌شود. رقم سیاه در داروسازی و رقم ملس به عنوان نوشیدنی مورد استفاده قرار می‌گیرد [۲].

انگور یکی از محصولات باغبانی در ایران، که در طول یک دوره طولانی خشک‌کردن برای ایمنی و ذخیره سازی و همچنین به عنوان بهترین منبع کربوهیدرات، ترکیبات آلی و مواد معدنی شناخته شده است. انگور خشک‌شده دارای صادرات بالای ارز کشور می‌باشد. در ایران، به طور سنتی برداشت می‌شود و برای برداشتن لایه مومی شکل آن از نفت و پتاسیم کربنات استفاده می‌شود [۳].

میوه درخت بنه (*Pistacia Atlantica* L.) ریز، مدور و به رنگ سبز تیره است. مغز میوه بنه به پسته شبیه ولی بسیار کوچکتر از آن است. کاربردهای میوه بنه برای خوشبوکردن دوغ و روغن حیوانی و همچنین در درست کردن ترشی استفاده می شود. میوه بنه دارای کاربردهای پزشکی از جمله: کاهش چربی‌های خون، نشاط‌آور و تقویت‌کننده کبد و طحال می‌باشد. روغن و عصاره این میوه برای سلامتی و بیماری‌های قلبی و عروقی مفید است [٤].

خشک کردن، حذف حداکثر آب از محصول با هدف افزایش مدت نگهداری است و از قدیمی ترین روش های حفظ مواد غذایی و محصولات کشاورزی می باشد. سالانه میلیون‌ها تن فرآورده‌های زراعی، باغی، دامی و شیلاتی توسط روش های مختلف، خشک می شوند که ضمن ایجاد تنوع در محصول و افزایش زمان ماندگاری، باعث کاهش قابل توجهی در هزینه های حمل ونقل و انبارداری می شود [٥]. در طی فرآیند خشک‌کردن، آب از ماده غذایی خارج شده و در نتیجه امکان رشد میکروارگانیسم‌ها و ایجاد واکنش‌های شیمیایی نامطلوب به حداقل رسیده و مدت زمان نگهداری مواد غذایی افزایش می یابد [٦].

در گذشته، از انرژی خورشید برای خشک‌کردن انواع محصولات کشاورزی و مواد غذایی استفاده می‌شد اما مشکلات زیادی در استفاده از این روش وجود دارد که عبارتند از: تغییرات نامناسب در کیفیت غذا، عدم کنترل کافی در فرآیند خشک کردن، طولانی بودن زمان خشک‌شدن و غیربهداشتی بودن محصول. مشکلاتی از این قبیل استفاده از تکنولوژی جدید در فرآیند خشک کردن را ضروری می سازد. خشک‌کن-های صنعتی مزایایی نسبت به روش‌های سنتی دارند که عبارتند از: برداشت به موقع محصول، کاهش تلفات در مزرعه، برنامه ریزی برای برداشت در شرایط نامطلوب آب و هوایی، افزایش مدت انبارداری مواد غذایی و محصولات کشاورزی [۷].

سیال سازی یکی از روش هایی است که به طور گسترده در خشک کردن محصولات کشاورزی و موادغذایی استفاده می شود [۸] . روش بسترسیال به عنوان یک فرآیند آرام و یکنواخت خشک شدن شناخته شده که قابلیت کاهش رطوبت مواد را با بازده بالا دارد. مشخصه این فرآیند، استفاده از موادی با میزان رطوبت بالا و کنترل حرارتی مناسب به علت اختلاط مواد است [۹]. سیال سازی پدیده ای است که به وسیله آن ذرات جامد در سیال معلق شده و شبیه سیال عمل می کنند. هنگامی که یک سیال از میان ذرات یک بستر مواد به سمت بالا هدایت شود، در دبی پایین، یک بستر ثابت خواهیم داشت. با افزایش دبی جریان، به ترتیب بستر منبسط شده، شرایط حداقل سیال سازی، بسترسیال حبابی و انتقال هوایی مواد جامد را خواهیم داشت [۱۰]. پژوهش‌های متعددی در این رابطه برای محصولات مختلف از جمله کلزا [۱۱]، دانه روغنی کاستور [۱۲] و لوبیا سبز [۱۳] انجام گرفته است.

روش متداول برای بررسی شرایط فرآوری پارامترهای کیفی محصولات کشاورزی، روش آماری است. مدل های آماری یا معادلات رگرسیونی تابعی از فرضیات و ملاحظات ذاتی آزمایش‌ها در تحلیل است. در این روش، واقعیت پدیده به کمک یک معادله جبری بیان می شود که فرضیات اصلی مساله در آن لحاظ شده است. از آنجا که برای پیش بینی شاخص های کیفی محصولات کشاورزی چندین متغیر ورودی و خروجی موثرند، تحلیل آماری این نوع مسائل مستلزم تعدادی روابط ریاضی است که اغلب برای استفاده و تفسیر مشکل است [١٤].

شبکه‌های عصبی مصنوعی از عناصر عملیاتی ساده‌ای ساخته شده‌اند که به صورت موازی کنار هم عمل می‌کنند. این عناصر از سیستم‌های عصبی زیستی الهام گرفته شده‌اند. در طبیعت،

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-10-12]

عملکرد شبکه‌های عصبی از طریق نحوه اتصال بین اجزا تعیین می‌شود. بنابراین می‌توان یک ساختار مصنوعی به تبعیت از شبکه های طبیعی ساخت و با تنظیم مقادیر هر اتصال، تحت عنوان وزن اتصال، نحوه ارتباط بین اجزای آن را تعیین کرد. شبکه های عصبی نوعی مدل سازی ساده از سیستم های عصبی واقعی هستند که کاربرد فراوانی در حل مسایل مختلف در علوم دارند. حوزه کاربرد این شبکه‌ها آنچنان گسترده است که از کاربردهای طبقه بندی گرفته تا کاربردهایی نظیر درون-یابی، تخمین و آشکارسازی را شامل می شوند. شاید مهم‌ترین مزیت این شبکه‌ها توانایی وافر در کنار سهولت استفاده از آن ها باشد [١٥].

امروزه با توسعه سریع فناوری‌های پردازش رایانه‌ای و ایجاد نرم افزارهای مربوطه، از مزایای هوش مصنوعی مانند شبکه عصبی مصنوعی برای حل مسائل مربوط به مدل سازی سیستم‌ها و فرایندها استفاده می‌شود [١٦]. شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل یک الگوی پردازش اطلاعات و ابزاری قدرتمند به منظور شبیه‌سازی، الهام‌گرفته از نورون‌های بیولوژیک است. با این رویکرد، شبکه‌های عصبی مصنوعی همانند ساختار بیولوژیکی مغز انسان با ترکیب ویژگی‌هایی همچون قدرت یادگیری، تعمیم‌دهی، پردازش موازی و تصمیم‌گیری، قابلیت حل کامل مسائلی پیچیده با ماهیتی خطی یا غیرخطی را خواهند داشت. شبکه عصبی مصنوعی، یکی از روش های محاسباتی است که به کمک فرایند یادگیری و با استفاده از پردازشگرهایی ساده به نام نورون تلاش می‌کند با شناخت روابط موجود میان داده‌ها، نگاشتی میان فضای ورودی (لایه ورودی) و فضای مطلوب (لایه خروجی) ارائه دهد. لایه یا لایه‌های مخفی، اطلاعات دریافت شده از لایه ورودی را پردازش می‌کند و در اختیار لایه خروجی قرار می‌دهد. هر شبکه با دریافت نمونه‌هایی آموزش می‌بیند [١٧]. یک شبکه آموزش دیده می‌تواند به عنوان مدلی برای کاربردهای خاص به کار رود. پیش‌بینی با یک شبکه عصبی آموزش دیده به طور معمول سریعتر از عملکرد برنامه‌های مدل‌سازی متداول است. بعلاوه امکان کاهش یا افزایش متغیرهای ورودی و خروجی در صورت نیاز وجود دارد. تفاوت دیگر شبکه عصبی مصنوعی با روش‌های متداول مدل‌سازی این است که شبکه عصبی را می توان برای پیش‌بینی بیش از دو متغیر در خروجی شبکه استفاده کرد [١٨].

در رشته مهندسی صنایع غذایی شبکه‌های عصبی مصنوعی جایگزین خوبی برای مدل‌سازی تجربی و رگرسیونی می‌باشد. استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی توسط محققین زیادی برای استفاده در پیش‌بینی محصولات کشاورزی به کار برده شده است از جمله متولی و همکاران [١٩] برای پیش‌بینی نرخ خشک‌کردن و نسبت رطوبت شوید با استفاده از خشک‌کن بستر سیال، سینگ و پاندی [٢٠] برای پیش‌بینی نرخ خشک-کردن، نسبت رطوبت و محتوای رطوبتی خشک‌کردن سیب زمینی و منلیک و همکاران [٢١] برای پیش‌بینی نرخ خشک-کردن، نسبت رطوبت و محتوای رطوبتی خشک‌کردن سیب از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده کردند.

با توجه به ضرورت‌های بیان شده هدف از این تحقیق عبارت است از: تعیین و پیش‌بینی ضریب پخش رطوبت موثر، انرژی مصرفی ویژه، نرخ خشک‌کردن و نسبت رطوبت انار، انگور و بنه (پسته وحشی) پس از خشک‌کردن با خشک‌کن بسترسیال با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد.

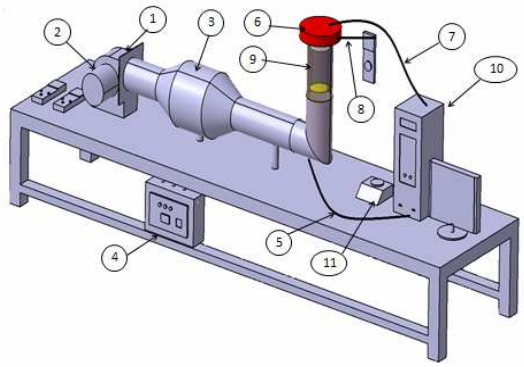
٢- مواد و روشها

٢-١- طرح خشک‌کن بستر سیال

برای انجام آزمایش‌ها از یک خشک‌کن آزمایشگاهی بستر سیال ساخته شده استفاده شد (شکل ١). اجزای اصلی خشک‌کن عبارتند از: المنت‌های گرم‌کننده هوا (٥ المنت ٣٠٠ واتی)، محفظه خشک‌کن (محل قرارگیری نمونه‌ها)، سیستم کنترل (سرعت دمنده و دمای هوای ورودی به محفظه خشک‌کن)، دمنده گریز از مرکز برای تامین جریان هوا و ترازو. دمنده گریز از مرکز دارای قابلیت تغییر میزان هوای ورودی به محفظه خشک‌کن است. تنظیم سرعت هوای ورودی با تغییر سرعت دمنده و به صورت دستی توسط یک اینورتر که به الکتروموتور متصل است انجام می‌شود. موتور مورد استفاده از نوع سه فاز می‌باشد که دارای تعداد دور ٢٨٠٠ rpm و قدرت ٢٥٠ W می‌باشد. محفظه اصلی خشک‌کن دارای سه قسمت می‌باشد: توری فلزی حاوی نمونه‌ها، بدنه پلکسی گلاس و درپوش محفظه. توری حاوی نمونه‌ها، از جنس فلزی می‌باشد و توسط یک قاب تفلونی درون محفظه قرار می‌گیرد. دمای هوای خشک‌کن در محل قرارگیری نمونه‌ها بطور مستقیم با ترموکوپل اندازه‌گیری می‌شود که در زیر محفظه قرارگرفته

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-10-12]

است. همچنین برای جلوگیری از تلفات حرارتی، دور کانال منتهی به محفظه با پشم شیشه عایق‌بندی شد.



شکل ۱ نمای شماتیک خشک کن بستر سیال: (۱) پنکه و الکترو موتور ،(۲) اینورتر ،(۳) گرم کننده حرارتی (هیتر) ،(٤) ترموستات ، (۵) ثبت کننده درجه حرارت ورودی ،(٦) درب اتاق خشک کن ، (۷) سنسور سرعت هوا ، (۸) ثبت کننده درجه حرارت خروجی ، (۹) اتاقک خشک کن ، (۱۰) کامپیوتر ، (۱۱) ترازوی دقیق.

انار، انگور و بنه تازه از مزارع و باغات تهیه شد. برای جلوگیری از کاهش رطوبت محصولات، داخل پلاستیک به صورت جداگانه قرار داده شدند. نمونه ها در یخچال برای انجام آزمایشها در دمای ۳±۱°C نگهداری شد. برای تعیین رطوبت محصولات از نمونه‌های ۲۰ گرمی استفاده شد که مدت ٢٤ ساعت در دمای ۷۰°C با استفاده از آون مقدار رطوبت اولیه محصولات به دست آمد. رطوبت اولیه برای انار، انگور و بنه، به ترتیب ۲/۷٤، ۲/۰۵ و ۲/٦ بر پایه خشک به دست آمدند.

برای اندازه‌گیری دمای محیط و محفظه خشک‌کن و نیز رطوبت نسبی هوا، از دستگاه رطوبت‌سنج- دماسنج لوترون (Lutron, YK-2005RH, Taiwan) استفاده شد. آزمایش‌ها برای هر سه محصول در سه سطح دمایی (۵۰، ٦۰ و ۷۰ °C) و سرعت هوا در خشک کردن انار، ۱/۵، ۲/۷۵ و ٤/۳۱ متر بر ثانیه، در خشک کردن انگور مقادیر ۱/۸، ۳/۱۲ و ۵/٦ متر بر ثانیه و در خشک کردن بنه، ۰/۸۱، ۲/۰۸ و ۳/۳۵ متر بر ثانیه در نظر گرفته شدند.

نسبت رطوبت محصولات مورد آزمایش با استفاده از رابطه زیر به دست می آید [۲۲]:

$$MR = \frac{M_a - M_e}{M_b - M_e}$$

که در آن MR نسبت رطوبت، M_a نسبت رطوبت در زمان t، M_b و M_e به ترتیب رطوبت اولیه و رطوبت تعادلی (d.b.) می باشند.

در طول فرآیند خشک کردن با استفاده از خشک‌کن بستر سیال مقدار M_e نسبت به M_a و M_b خیلی ناچیز است پس معادله ۲ به صورت زیر نوشته می شود.

$$MR = \frac{M_a}{M_b}$$

۲-۲- نرخ خشک‌کردن

نرخ تبخیر رطوبت عبارت است از مقدار رطوبت خارج شده از واحد سطح ماده‌ی خشک‌شده در واحد زمان که نشان-دهنده‌ی سرعت تبخیر رطوبت از محصول می‌باشد. نرخ تبخیر رطوبت با استفاده از رابطه‌ی (۳) محاسبه شد [۲۲].

$$DR = \frac{M_{t+dt} - M_t}{dt}$$

که در آن DR نرخ خشک‌کردن ($kg_{water}/kg_{dry\ matter}$ s)، M_{t+dt} میزان رطوبت در زمان t+dt ($kg_{water}/kg_{dry\ matter}$)، M_t مقدار رطوبت در t ($kg_{water}/kg_{dry\ matter}$) و dt تغییرات زمانی (min) می باشد.

۲-۳- ضریب پخش رطوبت موثر

قانون دوم فیک برای محصولات کروی شکل برای محاسبه ضریب پخش رطوبت موثر انار، انگور و بنه مورد استفاده قرار گرفت. ضریب پخش رطوبت موثر با استفاده از رابطه زیر محاسبه شد [۲۳].

$$MR = \frac{M_a - M_e}{M_b - M_e} = \frac{6}{\pi^2}\sum_{n=1}^{\infty}\frac{1}{n^2}\exp\left(\frac{-D_{eff}n^2\pi^2 t}{r^2}\right)$$

که در آن که در آن n تعداد جملات معادله (۱،۲،۳ ...)، t زمان خشک‌شدن (s)، r شعاع هندسی بنه، انار و انگور (m)، MR نسبت رطوبت، M رطوبت در یک زمان (d.b.)، M_o مقدار رطوبت اولیه(d.b.)، M_e مقدار رطوبت تعادل (d.b.) و D_{eff} ضریب پخش رطوبت موثر (m^2/s) است. وقتی t افزایش می یابد، تمام جملات به غیر از جمله اول، صفر می‌شوند در نتیجه خواهیم داشت:

$$\ln(MR) = \ln\left(\frac{M_a - M_e}{M_b - M_e}\right) = \ln\left(\frac{6}{\pi^2}\right) - \left(\frac{D_{eff}\pi^2 t}{r^2}\right)$$

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-10-12]

سپس:

$$MR = \left(\frac{6}{\pi^2}\right)\exp\left(-\frac{\pi^2 D_{eff} t}{r^2}\right)$$

با رسم ln(MR) نسبت به زمان و مساوی قرار دادن این شیب با ضریب t در رابطه ٤، ضریب نفوذ را می توان به دست آورد.

$$K_1 = \left(\frac{D_{eff}\pi^2}{r^2}\right)$$

٢-٤- انرژی مصرفی ویژه

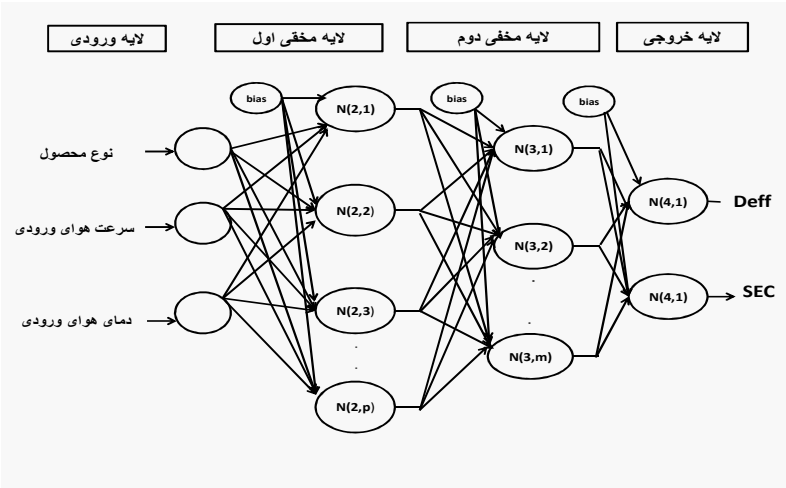
انرژی مصرفی ویژه محصولات خشک‌شده این پژوهش با استفاده از معادله زیر به دست می‌آید [٢٤]:

$$SEC = Qt\frac{(T_{in} - T_{am})}{60 m_v V_h}(C_{Pa} + C_{Pv} h_a)$$

که در آن SEC انرژی مصرفی ویژه (J/kg)، C_{pv} و C_{pa} به ترتیب ظرفیت گرمایی بخار و هوا (J/kg°C ١٠٠٤/١٦ و ١٨٢٨/٨)، Q هوای ورودی به اتاق خشک کن (m^3/min)، t زمان کل خشک کردن (دقیقه)، h_a نسبت رطوبت هوا ($kg_{vapor}/kg_{dry\ air}$)، T_{in} و T_{am} به ترتیب دمای ورودی به خشک کن و دمای محیط(K)، m_v مقدار انتقال جرم (kg) و V_h حجم ویژه هوا (m^3/kg) می باشد.

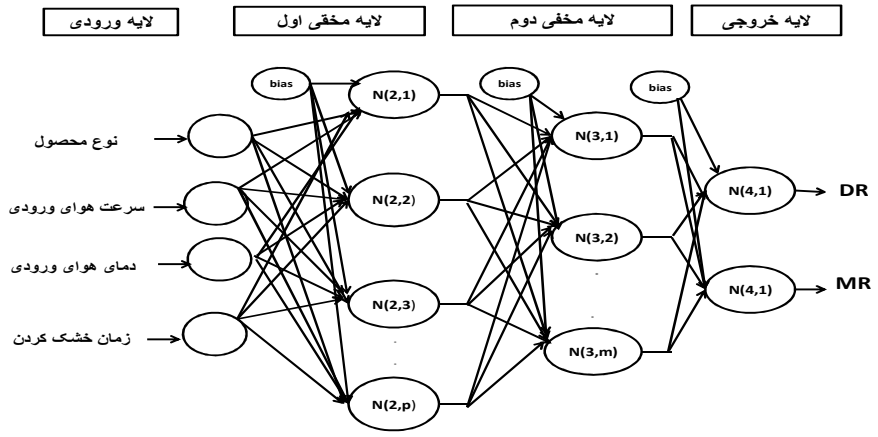
٢-٥- طراحی روند آموزش برای شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان یکی از شاخه‌های هوش مصنوعی به دلیل دارا بودن ساختار پردازش موازی دارای سرعت پردازش بسیار بالایی می‌باشند [٢٥]. ساختار عمومی شبکه‌های عصبی چند لایه در شکل‌های ٢ و ٣ نشان داده شده است. که برای پیش‌بینی ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه، لایه اول سه نرون دارد که برابر با تعداد ورودی-هاست. ورودی‌ها شامل نوع محصول، دمای هوای ورودی و سرعت هوای ورودی می‌باشد. با نماد N (1,1) ، N (1,2) و N (1,3) نشان داده شده است. لایه دوم m نرون دارد که لایه پنهان اول است و با نماد N (2,1) ، N (2,2) ... N (2,m) نشان داده شده است. لایه سوم p نرون دارد و شامل نرون‌های N (3,1) ، N (3,2) .... N (3,p) که لایه پنهان دوم است. برای پیش‌بینی نسبت رطوبت و نرخ خشک‌کردن، لایه اول چهار نرون دارد که برابر با تعداد ورودی‌هاست. این ورودی ها عبارتند از: نوع محصول، دمای هوای ورودی، سرعت هوای ورودی و زمان خشک‌کردن. همچنین لایه خروجی آن شامل دو نرون (نسبت رطوبت و نرخ خشک‌کردن) می‌باشد.



شکل ٢ توپولوژی شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده با خروجی‌های ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-10-12]



شکل ۳ توپولوژی شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده با خروجی‌های نرخ خشک‌کردن و نسبت رطوبت

به منظور بررسی و ارزیابی شبکه‌های مختلف، پایگاه داده ای به دو دسته تقسیم شد: آموزش و ارزیابی. برای یافتن بهترین پیش‌بینی، شبکه‌های مختلفی بر داده‌های مذکور اعمال شدند. همچنین به منظور بررسی عملکرد تعمیم شبکه‌های به کار رفته، از الگوهای ارزیابی استفاده شد. از نرم افزار Neural Network Toolbox MATLAB (ver4.01) برای طراحی و ارزیابی شبکه‌های عصبی مصنوعی مختلف استفاده شد. در طی فرآیند آموزش، شبکه‌های عصبی مصنوعی به کمک داده‌های آموزشی، ارتباط بین نرون‌ها را در هر چرخه آموزش فرا می‌گیرند تا این مقادیر پیش‌بینی شده به مقادیر خروجی مطلوب نزدیک شوند و مقادیر خطای حاصل از مقادیر خطای مشخص شده کمتر گردد. پارامترهای ترکیبی مانند تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نرون‌ها، تعداد چرخه آموزش، در طی فرایند آموزش شبکه و به روش آزمون و خطا تعیین می‌شوند.

به منظور پردازش داده‌های گوناگون برای کاربردهای مختلف از دو شبکه‌های مختلف استفاده شد که عبارتند از:

۲-۵-۱- شبکه ی پس‌انتشار پیش‌خور (FFBP)

ساختار ایستایی (غیره وابسته به زمان) این شبکه در مسایل مهندسی و محاسبات علمی کاربرد دارد. نورون‌ها که عناصر پردازشگر سیگنال هستند از طریق اتصالات سیناپسی بین لایه-ای پیش‌خور به هم متصل می‌شوند. ارتباط ورودی- خروجی ممکن است به وسیله توابع نگاشت (توابع آستانه) غیرخطی انجام شود. الگوریتم پس‌انتشارخطا روش اصلی برای بهنگام-سازی وزن‌های شبکه FFBP برای انجام محاسبات است. لایه اول، لایه ورود اطلاعات است. هیچ‌گونه پردازشی در این لایه انجام نمی‌شود. لایه آخر لایه خروجی شبکه بوده و کاربر یا سیستم کنترل می‌تواند اطلاعات پردازش شده را دریافت کند [۲٤].

۲-۵-۲- شبکه های پس‌انتشار پیشرو (CFBP)

این شبکه‌ها نیز مانند شبکه پس‌انتشار پیشخور از الگوریتم پس‌انتشار خطا برای بهنگام‌سازی وزن‌ها استفاده می‌کنند. ولی خصوصیات اصلی شبکه مذکور این است که نورون‌های هر لایه به همه نورون‌های قبل متصل است. توابع آستانه و الگوریتم‌های به کارگرفته شده برای شبکه پس‌انتشار پیشرو مشابه شبکه پس‌انتشار پیشخور است. نکته قابل توجه این است که به دلیل افزایش پیوندهای بین نورونی، شبکه به کار رفته پیچیده‌تر می‌شود. زیرا حجم محاسبات آن افزایش می‌یابد [۲۵].

الگوریتم‌های آموزش به کار رفته برای بهنگام سازی وزنهای شبکه های مورد استفاده عبارتند از:

۲-۵-۳- الگوریتم لونبرگ- مارکوارت (LM)

الگوریتم مبتنی بر ماتریس هسین، به شبکه اجازه می‌دهند تا با دقت بیشتری الگوها را فرا بگیرد. الگوریتم LM برای آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی از طریق توزیع محاسبات و فضای مورد نیاز، موازی عمل می‌کند و از اینرو سریع‌ترین روش برای آموزش شبکه های عصبی پس‌انتشار با ابعاد متوسط (حداکثر چند صد اتصال وزنی و بایاس) است. الگوریتم LM اساساً برای بهینه‌سازی غیرخطی بر مبنای حداقل مربعات استفاده می‌شود [۲٦].

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-10-12]

٢-٥-٤- الگوریتم تنظیم بیزی (BR)

فرآیند آموزش شبکه پس‌انتشار با الگوریتم تنظیم بیزی، با توزیع تصادفی وزن‌های اولیه آغاز می‌شود. توزیع تصادفی این پارامترها جهت‌گیری اولیه را قبل از ارائه داده‌ها به شبکه تعیین می‌کند. بعد از ارائه داده‌ها به شبکه بهنگام‌سازی، وزن‌های اولیه آغاز می‌شود تا توزیع ثانویه با استفاده از تنظیم بیزی حاصل شود. از آنجایی که داده‌های به کار رفته ممکن است با خطاهای زیادی همراه باشند، روش‌های موثری برای بهبود عملکرد تعمیم، ضروری خواهد بود. از اینرو، روش تنظیم بیزی که شامل تنظیم پیچیدگی شبکه و اصلاح تابع عملکرد است، مناسب است. در این الگوریتم به جای مجموع مربعات خطا (SSE) از مجموعه آموزشی، یک تابع هدف که شامل (SSE) و یک تابع جریمه است به طور خودکار تنظیم می‌شود [٢٦].

یک شبکه پرسپترون چند لایه برای تعیین ساختار مطلوب مورد آزمایش قرار گرفت. تعداد نرون‌های لایه میانی از یک تا ١٠ تغییر داده شدند. در نرم‌افزار شبکه عصبی Matlab7 به نام Neural network toolbox (نسخه ٤/٠١) حدود ٢٥ درصد کل الگوها به طور تصادفی برای ارزیابی شبکه‌های آموزش‌دیده و بقیه داده ها به منظور آموزش انتخاب شدند.

شاخص‌های کمی بسیاری جهت ارزیابی کارکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار می‌گیرند. معیارهای زیر برای تعیین کیفیت عملکرد شبکه در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفته‌اند. شاخص میانگین مربعات خطا، دقت مدل را بر اساس تفاضل بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده، مورد ارزیابی قرار می‌دهد. با توجه به نتایج هر چه قدر این شاخص به صفر نزدیک‌تر باشد، بیانگر اختلاف کمتری بین آنها خواهد بود. شکل ریاضی مجذور میانگین مربعات خطا به صورت زیر می‌باشد [٢٤]:

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

خطای میانگین مطلق: این شاخص به عنوان میانگین تفاوت بین مقادیر واقعی و مقدار پیش‌بینی شده می‌باشد و بر اساس فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$MAE = \frac{1}{M}\sum_{p=1}^{M}\left|S_i - T_i\right|$$

انحراف معیار خطای میانگین مطلق از رابطه زیر محاسبه می شود:

$$STD_{MAE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{S}\left|S_i - T_i\right| - \overline{\left|S_i - T_i\right|}}{S-1}}$$

ضریب تعیین (همبستگی): مربع ضریب همبستگی، نشان دهنده میزان همبستگی بین نتایج پیش‌بینی شده توسط شبکه و داده‌ها می‌باشد. رابطه این پارامتر در معادله (١٣) ارائه شده است.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{M}\left[S_i - T_i\right]}{\sum_{i=1}^{M}\left[S_i - T_m\right]} \quad , \left(T_m = \frac{\sum_{i=1}^{M} Si}{M} \right)$$

در این روابط S_i مقدار پیش‌بینی شده به وسیله شبکه عصبی مصنوعی برای الگوی iام، T_i مقدار آزمایشی برای الگوی iام، T_m میانگین مقادیر پیش‌بینی شده، S_{ip} خروجی شبکه در نرون iام و الگوی pام، T_{ip} خروجی هدف در نرون iام و الگوی pام، n_p تعداد الگوها، n_o نرون‌های لایه خروجی، N تعداد نرون‌های خروجی و n تعداد الگوهای آموزش است.

برای پیش بینی ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی تعداد کل داده ٢٧ داده و برای پیش بینی نسبت رطوبت و نرخ خشک کردن ٢٥٧٤ داده استفاده شد که حدود ٢٥ درصد داده-ها به طور تصادفی برای ارزیابی شبکه آموزش دیده مورد استفاده قرار گرفت.

شبکه‌های عصبی مصنوعی از چندین لایه تشکیل می‌شوند. لایه‌های ابتدایی و انتهایی به ترتیب لایه ورودی و لایه خروجی نام دارند. همچنین ما بین این دو لایه ممکن است یک یا چند لایه مخفی وجود داشته باشند. خروجی شبکه Xj به صورت زیر مدل می‌شود:

$$X_j = \sum_{i=1}^{N} W_{ij} \times Y_i + b_j$$

برای شبکه‌های پس‌انتشار، N 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. طی فرآیند آموزش این وزن‌ها و مقادیر ثابتی که با آن‌ها جمع می‌شود و اصطلاحاً بایاس نامیده می‌شوند، به طور پی در پی تغییر می‌کند تا خطا به کمترین مقدار خود برسد. پس از محاسبه هر X_j، شبکه تحت یک

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-10-12]

تابع فعال‌سازی شروع به اصلاح آن می‌کند. انواع توابع فعال‌سازی عبارتند از [۲٤]:

تابع فعال‌سازی سیگموئید

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

تابع فعال‌سازی خطی

$$Y_j = X_i$$

تابع فعال‌سازی تانژانت هایپربولیک

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

اصولا عدم پیش‌پردازش داده‌ها باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می‌شود. برای دوری از چنین شرایطی و همچنین به منظور یکسان‌سازی ارزش داده‌ها برای شبکه، عمل نرمال‌سازی انجام می‌شود که این کار مانع از کوچک شدن بیش از حد وزن‌ها می‌گردد. برای نرمال‌سازی داده‌های مورد استفاده از رابطه (۱۷) استفاده شد.

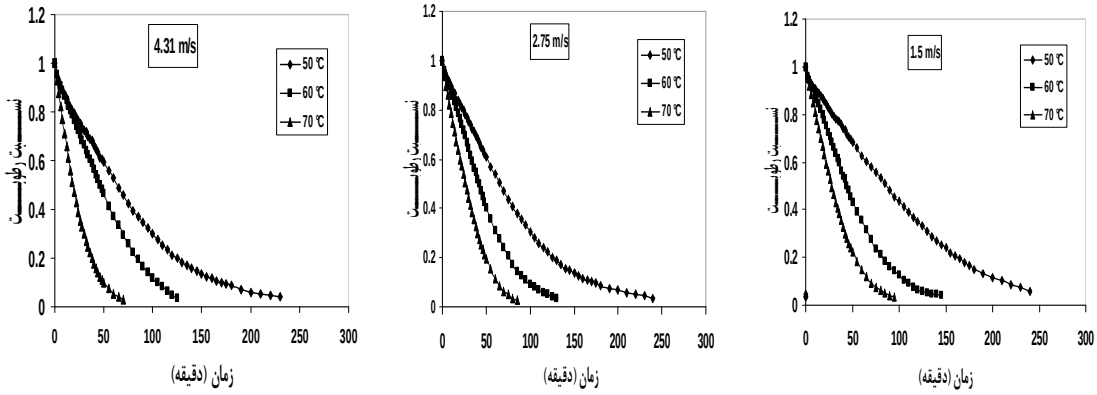
$$X_n = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$$

که در آن X_n مقدار نرمال شده پارامتر، X_i: مقدار واقعی هر پارامتر، $X_{\max}$: بیشینه مقدار پارامتر مورد نظر و $X_{\min}$ کمینه مقدار پارامتر مورد نظر است.

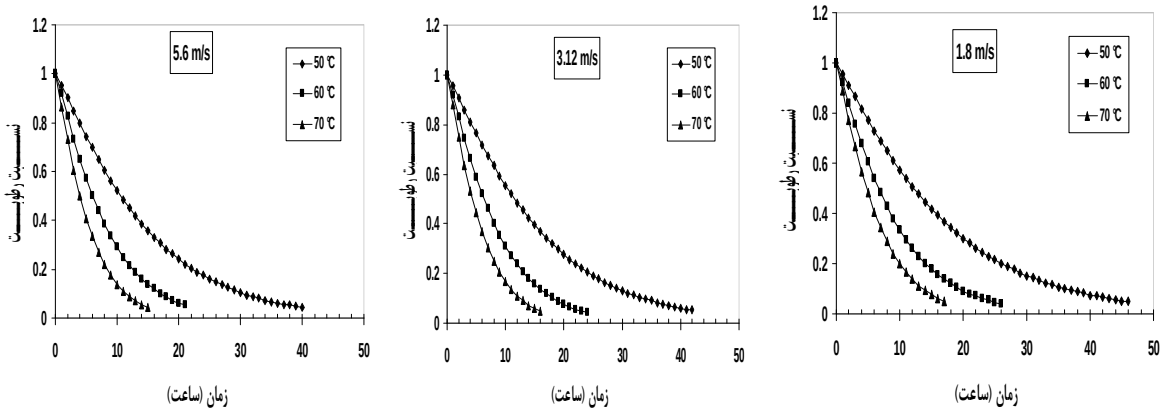
۳- نتایج و بحث

۳-۱- اثر دما

زمان خشک‌کردن در مقابل نسبت رطوبت برای هر سه نمونه در همه سطوح سرعت‌ها و دماها به دست آمد که در شکل های ٤ تا ٦ نشان داده شده است. درصد خشک‌کردن نمونه‌ها به حدود ۰/۱۳ بر پایه خشک رسید. نشان داد که سرعت هوای ورودی و دمای هوا نقش مهمی در فرآیند خشک‌کردن ایفا می‌کنند. هنگامی که دمای هوا کاهش پیدا می‌کند زمان خشک-کردن برای محصولات افزایش می‌یابد. با افزایش دمای هوای ورودی، مصرف انرژی بیشتر می‌شود، بنابراین نرخ خشک-کردن افزایش می‌یابد. نتایج مشابهی برای محصولات و مواد غذایی دیگر یافت شد از جمله: زغال اخته [۲۷]، انجیر [۲۸]، سیب زمینی شیرین [۲۹] و سیب زمینی [۳۰].

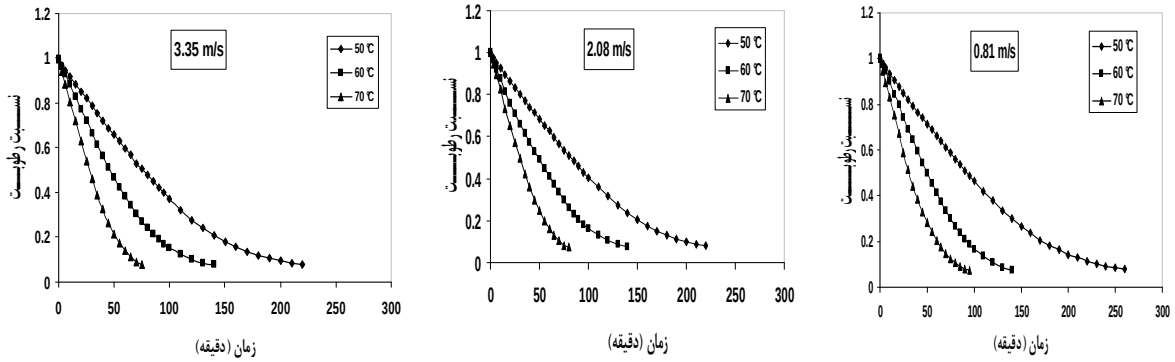


شکل ٤ منحنی نسبت رطوبت – زمان انار برای شرایط مختلف خشک کردن در دما ها و سرعت های مختلف



شکل ۵ منحنی نسبت رطوبت – زمان انگور برای شرایط مختلف خشک کردن در دما ها و سرعت های مختلف

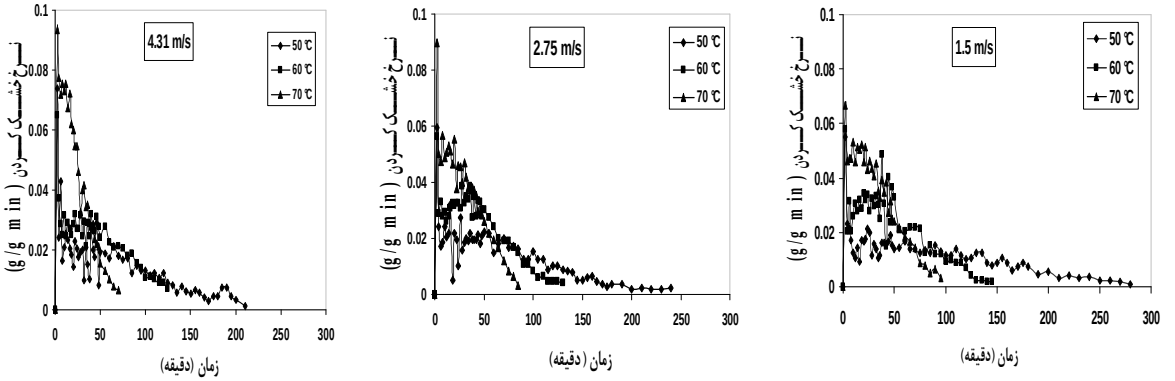
[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-10-12]



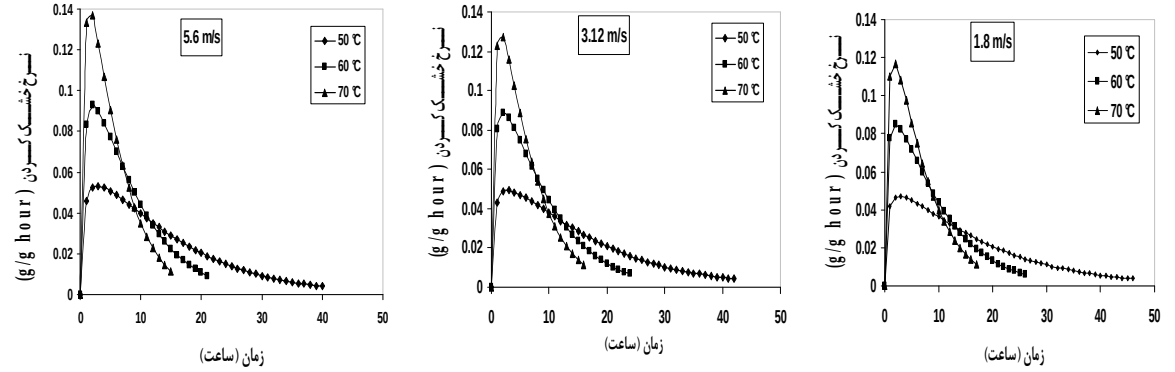
شکل٦ منحنی نسبت رطوبت – زمان بنه برای شرایط مختلف خشک کردن در دماها و سرعت های مختلف

۳-۲- نرخ خشک‌کردن

در شروع فرآیند خشک‌کردن برای هر سه محصول، 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 رطوبت به طور طبیعی کاهش می‌یابد. محصول، عمده رطوبت خود را در لحظات اولیه فرآیند خشک کردن از دست می‌دهد و زمان زیادی برای از دست دادن رطوبت باقیمانده لازم است (شکل های۷ تا ۹).



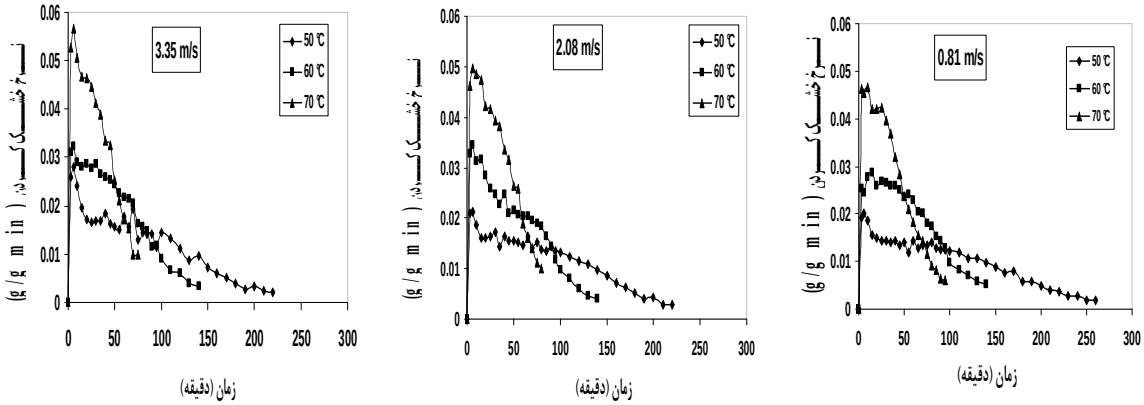
شکل ۷ نمودار نرخ خشک‌کردن انار در مقابل زمان برای دماها، سرعت ها مختلف



شکل ۸ نمودار نرخ خشک‌کردن انگور در مقابل زمان برای دماها، سرعت ها مختلف

همچنین در زمان‌های اولیه خشک شدن، به علت افزایش دمای ماده و وجود آب کافی در حوالی سطح ماده، نرخ خشک شدن افزایشی است، تا اینکه آب در حوالی سطح ماده کاهش می‌یابد و نفوذ آب از درون ماده به سطح شروع می‌شود که از این لحظه به بعد نفوذ رطوبت، کنترل کننده‌ی نرخ خشک شدن می‌گردد، لذا نرخ خشک‌شدن کاهشی می‌گردد (شکل های۷ تا ۹). بنابراین در این روش خشک‌کردن با کاهش محتوای رطوبت محصول در طی فرآیند خشک‌شدن، نرخ از دست دادن رطوبت کاهش می‌یابد. در شکل‌های (۷ تا ۹) مشاهده می‌شود که آهنگ تبخیر در لحظات اولیه با گذشت زمان به سرعت افزایش می‌یابد و به نقطه اوجی که بیشترین مقدار آهنگ تبخیر است می‌رسد.

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-10-12]



شکل ۹ نمودار نرخ خشک‌کردن بنه در مقابل زمان برای دماها، سرعت ها مختلف

پس از آن با گذشت زمان، آهنگ تبخیر بطور مدوام کاهش می‌یابد. نتایج مشابهی برای محصولات مختلف کشاورزی در طول مرحله خشک‌شدن مشاهده شده است [۳۴-۳۳-۳۲-۳۱].

۳-۳- ضریب پخش رطوبت موثر

در روش بسترسیال با افزایش دما و سرعت هوا در فرآیند خشک شدن انار، انگور و بنه، ارتباط ضریب پخش رطوبت موثر، یک روند افزایشی بود که تاثیر دما در این امر بارزتر است. مقادیر ضریب پخش رطوبت موثر(D_{eff}) برای انار، انگور و بنه ، توسط معادله (۸) محاسبه شد و در جدول ۱ نشان داده شده است. مشاهده شد که این ضریب برای انار $۹/۲۷\times۱۰^{-۱۱}$ تا $۰/۷۵\times۱۰^{-۱۰}$ متر مربع بر ثانیه، برای انگور $۷/۷۷\times۱۰^{-۱۱}$ تا $۲/۶۲\times۱۰^{-۱۰}$ متر مربع بر ثانیه و برای بنه $۱/۱۰\times۱۰^{-۱۰}$ تا $۱/۲۵۷\times۱۰^{-۹}$ متر مربع بر ثانیه تغییر کرد. معمولا مقادیر ضریب پخش رطوبت موثر در آزمایش‌ها برای محصولات کشاورزی و مواد غذایی در محدوده بین $۱۰^{-۹}$ و $۱۰^{-۱۱}$ متر مربع بر ثانیه می‌باشد که مقادیر به دست آمده برای هر سه محصول در این محدوده می باشد [۳۵]. کمترین مقادیر ضریب پخش رطوبت موثر در سرعت‌های مختلف هوا در پایین‌ترین دما بدست آمد و بیشترین ضریب پخش رطوبت موثر مربوط به بالاترین دما می‌باشد. دلیل وقوع این مسئله تاثیر بارز دما و سرعت هوا در ایجاد جنبش مولکولی و مکش سطحی بیشتر و افزایش ضریب مذکور می‌باشد. نتایج مشابه بدست آمده در سایر پژوهش‌های انجام شده در مورد دیگر محصولات کشاورزی هم مشاهده شد. مثلاً برای دانه های روغنی کرچک در محدوده‌ی دمایی ۸۰ تا ۱۱۰ درجه‌ی سلسیوس ضریب پخش رطوبت موثر بین $۸/۲۱\times۱۰^{-۱۰}$ تا $۲/۶۱\times۱۰^{-۹}$ متر مربع بر ثانیه بدست آمد [۱۲]. برای ذرت در محدوده‌ی دمایی ۶۰ تا ۱۲۰ درجه سلسیوس ضریب پخش رطوبت موثر بین $۲/۴۱\times۱۰^{-۱۰}$ تا $۱۴/۰۳\times۱۰^{-۱۰}$ متر مربع بر ثانیه بدست آمد [۲۳]. همچنین برای باقلا در محدوده‌ی دمایی ۳۵ تا ۶۵ درجه سلسیوس، ضریب پخش رطوبت موثر بین $۱/۲۷\times۱۰^{-۹}$ تا $۶/۴۸\times۱۰^{-۹}$ متر مربع بر ثانیه بدست آمد [۹].

جدول ۱ تاثیر درجه حرارت و سرعت هوای ورودی بر ضریب پخش رطوبت موثر در خشک کردن لایه نازک انار، انگور و بنه

نوع محصول	سرعت هوای ورودی (m/s)	۵۰°C	۶۰°C	۷۰°C
انار	۱/۵	$۲/۲۷\times۱۰^{-۱۰}$	$۴/۲۳\times۱۰^{-۱۰}$	$۶/۱۰\times۱۰^{-۱۰}$
	۲/۷۵	$۲/۵۲\times۱۰^{-۱۰}$	$۴/۴۱\times۱۰^{-۱۰}$	$۷/۶۰\times۱۰^{-۱۰}$
	۴/۳۱	$۲/۵۵\times۱۰^{-۱۰}$	$۴/۶۶\times۱۰^{-۱۰}$	$۷/۶۲\times۱۰^{-۱۰}$
انگور	۱/۸	$۸/۳۰\times۱۰^{-۱۱}$	$۱/۵۶\times۱۰^{-۱۰}$	$۲/۱۹\times۱۰^{-۱۰}$
	۳/۱۲	$۸/۸۹\times۱۰^{-۱۱}$	$۱/۶۷\times۱۰^{-۱۰}$	$۲/۴۰\times۱۰^{-۱۰}$
	۵/۶	$۹/۸۹\times۱۰^{-۱۱}$	$۱/۷۵\times۱۰^{-۱۰}$	$۲/۶۲\times۱۰^{-۱۰}$
بنه	۰/۸۱	$۹/۲۶\times۱۰^{-۱۱}$	$۱/۸۶\times۱۰^{-۱۰}$	$۲/۸۹\times۱۰^{-۱۰}$
	۲/۰۸	$۱/۱۱\times۱۰^{-۱۰}$	$۲/۰۶\times۱۰^{-۱۰}$	$۳/۲۴\times۱۰^{-۱۰}$
	۳/۳۵	$۱/۱۲\times۱۰^{-۱۰}$	$۲/۱۴\times۱۰^{-۱۰}$	$۳/۹۶\times۱۰^{-۱۰}$

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-10-12]

٣-٤- انرژی مصرفی ویژه

انرژی مصرفی ویژه مورد نیاز با افزایش دما در سرعت ثابت کاهش یافت. همچنین با افزایش سرعت هوا در دمای ثابت میزان انرژی مصرفی ویژه مورد نیاز افزایش یافت. انرژی مصرفی تابع عوامل مختلفی مانند سرعت هوای ورودی، دمای محیط، گرمای نهان تبخیرآب، گرمای ویژه هوا و دمای هوای ورودی بود. اما تاثیر دمای هوای ورودی نسبت به سایر پارامترها بیشتر بود. علت کاهش مصرف انرژی در دماهای بالا و سرعت‌های پایین‌تر نسبت به دماهای پایین و سرعت‌های بالا این است که آب آزاد محصول سریعتر تبخیر شد و زمان خشک‌شدن به طور قابل ملاحظه‌ای کاهش یافت و در اثر کاهش زمان خشک‌شدن، انرژی مصرفی به طور قابل ملاحظه‌ای کاهش یافت. روند مصرف انرژی در خشک‌کن بسترسیال و در دماها و سرعت‌های مختلف با توجه به جدول (٢)، با افزایش دما در سرعت ثابت هوا کاهش یافته و در دمای ثابت با افزایش سرعت هوا روندی افزایشی داشت. پژوهشگران دیگر نیز نتایج مشابهی را گزارش کرده‌اند [٣٦،٣٧،٣٨].

جدول ٢ تاثیر درجه حرارت و سرعت هوای ورودی بر بر انرژی مصرفی ویژه در خشک کردن لایه نازک انار، انگور و بنه

نوع محصول	سرعت هوای ورودی (m/s)	٥٠°C	٦٠°C	٧٠°C
انار	١/٥	١٤٦٦/٢٩	١٢٣٣/٣٨	١٠٠٥/٢٩
	٢/٧٥	١١٩٠/٩٤	٨٨٥/٦٩	٦٩٩/٩٨
	٤/٣١	٦٤٩/٣٢	٥١١/٢٣	٣٣٩/٦٥
انگور	١/٨	١٩٠٣/٩٧	١٤٩٩	١٤٢٨/٦٤
	٣/١٢	١٤٩٨/٩١	١٢٨٥	١١٤٣/٠٢
	٥/٦	١٠٩٥/١٢	٩٢٨/٤٤	٨٠٩/٣٣
بنه	٠/٨١	١٢٢٤/١٩	١٠٣١/٦٥	٧٥٩/٧٠
	٢/٠٨	٥٥٧/٨٨	٥١٠/٢٩	٣٦٤/٢٢
	٣/٣٥	٢٥٧/٢٢	١٩٢/١٤	١٦٦/٩٠

٣-٥- شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی پس‌انتشار پیشرو و پس‌انتشار پیش‌خور با استفاده از ٥٠ الگو آموزش داده شدند. الگوریتم‌ها با استفاده از نگاشت غیر خطی بین پارامترهای ورودی (سرعت هوای ورودی، دمای هوای ورودی و زمان خشک‌کردن) و پارامترهای خروجی (ضریب پخش رطوبت موثر، انرژی مصرفی ویژه، نرخ خشک‌کردن و نسبت رطوبت) آموزش داده شدند. اعداد نرون‌های پنهان در لایه‌های پنهان با استفاده از معماری ٢-x-y-٢ و ٢-x-y-٣ مشخص شد.

برای دست‌یابی به ساختار بهینه شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) برای پیش بینی ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه، شبکه‌هایی با آرایش‌های مختلف و تعداد نرون‌های متفاوت در لایه (های) میانی مورد ارزیابی قرار گرفتند. چندین آرایش از MSE کمتر و R^2 بالاتری برخوردار بودند که در قالب دو ساختار پیش‌رو (CFBP) و پیش‌خور (FFBP) در جدول (٣) برای خشک‌کن بسترسیال ارائه شده است.

برای پیش‌بینی پارامترهای خشک‌کردن دو راهبرد برای بررسی تاثیر توابع فعال سازی مختلف برای بهینه سازی شبکه های مورد استفاده به کار گرفته شد: یکی توابع فعال سازی یکسان برای لایه ها و دیگری توابع فعال سازی مختلف برای لایه‌ها. در شرایط توابع یکسان و مختلف برای پیش‌بینی ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه برای تمام لایه ها در شبکه CFBP و الگوریتم BR در اکثر موارد قادر به یادگیری نبودند (جدول ٣). در الگوریتم LM، در هر دو شبکه FFBP و CFBP، تابع فعال‌سازی یکسان TANSIG پیش‌بینی بهتری نسبت به توابع فعال‌سازی مختلف برای پیش بینی ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه داشت. اما در الگوریتم BR، در شبکه FFBP، تابع فعال‌سازی مختلف برای پیش بینی ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه عملکرد بهتری نسبت به تابع فعال‌سازی یکسان داشت. در بین تابع‌های یکسان تابع TANSIG نسبت به LOGSIG و PURELIN نتایج بهتری را نشان داد. بر اساس MSE از آموزش و ارزیابی، نشان داد که شبکه با چهار لایه نسبت به شبکه با سه لایه عملکرد بهتری داشت.

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-10-12]

جدول ۳ نتایج آرایش‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در برآورد تغییرات ضریب پخش رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه

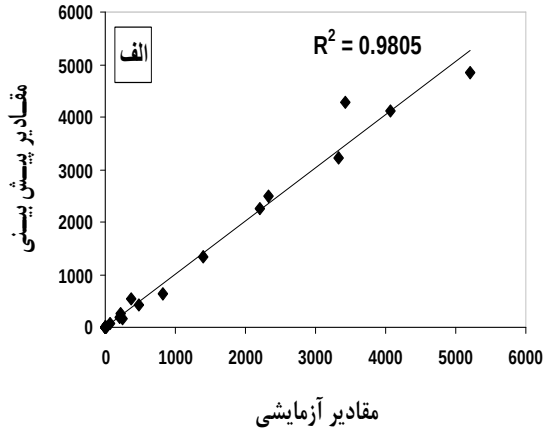
شبکه	توابع آموزش	توابع محرک	آرایش شبکه	MSE	MAE (Deff)	R^2 (Deff)	MAE (SEC)	R^2 (SEC)	چرخه آموزش
FFBP	LM	**TAN-TAN-TAN**	**۲-۵-۵-۳**	**۰/۰۰۰۰۹۰**	**$۱/۲۹\times۱۰^{-۱۱}$**	**۰/۹۸۰۵**	**۷۷/۱۹**	**۰/۹۹۵٤**	**٤٤**
		PUR-TAN-TAN	۲-٤-٤-۳	۰/۰۰۰۹۸	$٦/۸٤\times۱۰^{-۱۱}$	۰/۹٦۵۸	۱۰٤/۷۱	۰/۹۹۱۱	۳۷
		TAN-LOG-TAN	۲-۸-۳	۰/۰۰۱۱٤	$۹/٦۸\times۱۰^{-۱۱}$	۰/۹۵۳۸	۱۲۹/۳٦	۰/۹۸٤۹	۲٦
	BR	TAN-PUR-LOG	۲-۸-۸-۳	۰/۰۰۰٦۸	$٤/۷۷\times۱۰^{-۱۱}$	۰/۹۷۰۱	۹٦/۹۲	۰/۹۸۷٦	۱۸
		TAN-LOG-PUR	۲-۱۰-۱۰-۳	۰/۰۰۰۵٦	$٤/۲۲\times۱۰^{-۱۱}$	۰/۹۷۱۸	۹٤/۱۲	۰/۹۸۹۹	٤٦
CFBP	LM	TAN-TAN-PUR	۲-۵-۳	۰/۰۰۱۰۵	$۸/٦۵\times۱۰^{-۱۱}$	۰/۹۵۹۸	۱۱۸/۳۹	۰/۹۸۵۸	۱۵
		TAN-TAN-TAN	۲-٦-٦-۳	۰/۰۰۰۳۵	$۲/۷۸\times۱۰^{-۱۱}$	۰/۹۷۵۵	۸۵/۹۸	۰/۹۹۱۹	۳۱
		TAN-PUR-LOG	۲-۱۰-۱۰-۳	۰/۰۰۰٤۱	$۲/۹۱\times۱۰^{-۱۱}$	۰/۹۷٤۹	۸۸/۳۱	۰/۹۹۰۹	۲۲
		TAN-LOG-PUR	۲-۸-۸-۳	۰/۰۰۰۸۹	$۵/۹۳\times۱۰^{-۱۱}$	۰/۹٦۹٦	۹۸/۸۸	۰/۹۹۰۱	۱۸

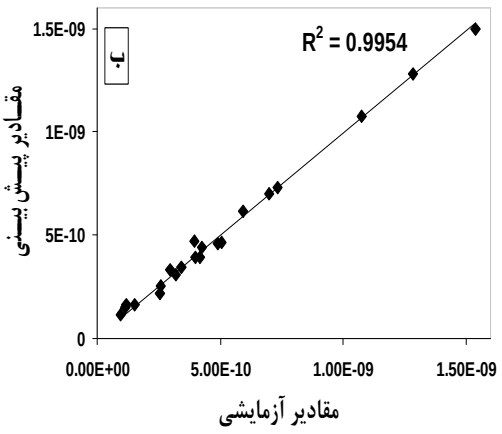
کاربرد الگوریتم LM به همراه شبکه‌های CFBP و FFBP نشان داد که توپولوژی ۲-۵-۵-۳ در شبکه FFBP با تابع فعال‌سازی TAN-TAN-TAN دارای کمترین خطای آموزش (۰/۰۰۰۰۹)، کمترین مقدار میانگین مربعات برای ضریب پخش رطوبت موثر ($۱/۲۹\times۱۰^{-۱۱}$) و انرژی مصرفی ویژه (۷۷/۱۹) و بیشترین مقدار ضریب تعیین برای ضریب پخش رطوبت موثر (۰/۹۸۰۵) و انرژی مصرفی ویژه (۰/۹۹۵٤) می‌باشد (جدول۳).

همچنین کاربرد BR به همراه شبکه‌های CFBP و FFBP نشان می‌دهد که توپولوژی ۲-۱۰-۱۰-۳ در شبکه FFBP با تابع فعال‌سازی TAN-LOG-PUR دارای کمترین خطای آموزشی (۰/۰۰۰۵٦)، کمترین مقدار میانگین مربعات برای ضریب پخش رطوبت موثر ($٤/۲۲\times۱۰^{-۱۱}$) و انرژی مصرفی ویژه (۹٤/۱۲) و بیشترین مقدار ضریب تعیین برای ضریب پخش رطوبت موثر (۰/۹۷۱۸) و انرژی مصرفی ویژه (۰/۹۸۹۹) می‌باشد. الگوریتم BR در شبکه FFBP قادر به یادگیری نبود (جدول۳).

شکل ۱۰ بیشترین مقدار ضریب تعیین برای پیش‌بینی ضریب پخش رطوبت موثر (الف) و انرژی مصرفی ویژه (ب) را نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌شود بیشترین مقدار ضریب تعیین برای پیش‌بینی ضریب پخش رطوبت موثر ۰/۹۸۰۵ و برای انرژی مصرفی ویژه ۰/۹۹۵٤ می‌باشد.

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-10-12]





شکل ١٠ ضریب تبدیل پیش‌بینی شده با روش شبکه عصبی مصنوعی در مقابل مقادیر واقعی برای (الف) انرژی مصرفی ویژه و (ب) ضریب پخش رطوبت موثر

در شرایط توابع یکسان و مختلف برای پیش‌بینی نسبت رطوبت و نرخ خشک کردن، در الگوریتم BR برای تمام لایه ها در هر دو شبکه FFBP و CFBP، تابع فعال‌سازی یکسان TANSIG پیش‌بینی بهتری نسبت به توابع فعال‌سازی مختلف برای پیش بینی نسبت رطوبت و نرخ خشک کردن داشت (جدول ٤).

جدول ٤- نتایج آرایش‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در برآورد تغییرات نرخ خشک کردن و نسبت رطوبت انار، انگور و بنه

شبکه	توابع آموزش	توابع محرک	آرایش شبکه	MSE	MAE (MR)	R^2 (MR)	MAE (DR)	R^2 (DR)	چرخه آموزش
FFBP	LM	**TAN-TAN-TAN**	**٢-٢٠-٢٠-٤**	**٠/٠٠٠٠٠٤**	**٠/٠٠١٨**	**٠/٩٩٩٦**	**٠/٠٠٢١**	**٠/٩٧٩٩**	**١٤٦**
		TAN-LOG-PUR	٢-١٥-٢٠-٤	٠/٠٠٠٠٦٦	٠/٠٠٤٨	٠/٩٩٦٩	٠/٠٠٣٨	٠/٩٦٢١	١٢٥
		LOG-TAN-PUR	٢-٨-١٠-٤	٠/٠٠٠١٩٨	٠/٠٠٩٨	٠/٩٩٣١	٠/٠٠٨٩	٠/٩٥٦٦	٧٦
	BR	TAN-TAN-TAN	٢-١٠-١٥-٤	٠/٠٠٠٠١١	٠/٠٠٣٢	٠/٩٩٩٤	٠/٠٠٢٦	٠/٩٧٧٨	٢٥٦
		TAN-PUR-TAN	٢-١٠-١٠-٤	٠/٠٠٠٠٩٨	٠/٠٠٦٦	٠/٩٩٥٦	٠/٠٠٦١	٠/٩٥٩٨	١٣٤
		TAN-PUR-LOG	٢-١٥-٢٠-٤	٠/٠٠٠٢١٦	٠/٠١٠٦	٠/٩٩٢٤	٠/٠٠٩٢	٠/٩٥٤٥	١٨٢
CFBP	LM	TAN-LOG-LOG	٢-١٠-١٠-٤	٠/٠٠٠٠٠٦	٠/٠٠٢٢	٠/٩٩٩٥	٠/٠٠٢٤	٠/٩٧٨٦	١٨٨
		TAN-PUR-PUR	٢-٥-٥-٤	٠/٠٠٠٢٨٦	٠/٠١٢٤	٠/٩٩١٤	٠/٠١١٢	٠/٩٥٣٢	٢١٦
	BR	TAN-TAN-LOG	٢-١٥-١٥-٤	٠/٠٠٠٠٤٤	٠/٠٠٣٦	٠/٩٩٧٥	٠/٠٠٣٤	٠/٩٦٣٩	١٦٨
		TAN-TAN-TAN	٢-١٥-٢٠-٤	٠/٠٠٠٠٠٩	٠/٠٠٢٥	٠/٩٩٩٥	٠/٠٠٢٨	٠/٩٧٨٢	١٣٥
		TAN-TAN-TAN	٢-٨-٨-٤	٠/٠٠٠١٦٥	٠/٠٠٨٨	٠/٩٩٣٦	٠/٠٠٧٦	٠/٩٥٨٦	٨٦
		LOG-LOG-TAN	٢-١٥-٢٠-٤	٠/٠٠٠٠٤٢	٠/٠٠٣٥	٠/٩٩٧٨	٠/٠٠٣٤	٠/٩٦٥٢	١٥٢

در الگوریتم LM و شبکه FFBP ، تابع فعال‌سازی یکسان TANSIG پیش‌بینی بهتری نسبت به توابع فعال‌سازی مختلف برای پیش بینی نسبت رطوبت و نرخ خشک کردن داشت. اما الگوریتم LM در شبکه FFBP با توابع فعال‌سازی مختلف نسبت به تابع یکسان عملکرد بهتری داشت.

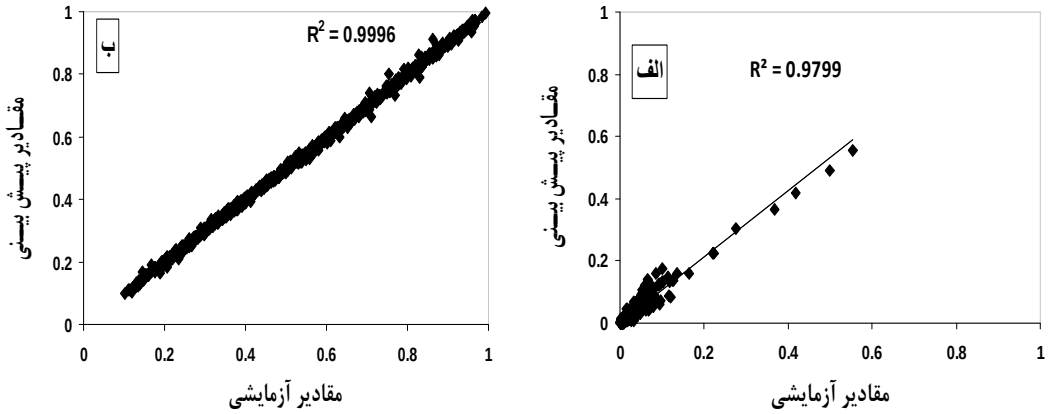
کاربرد الگوریتم LM به همراه شبکه‌های CFBP و FFBP نشان داد که توپولوژی ٢-٢٠-٢٠-٤ در شبکه FFBP با تابع فعال‌سازی TAN-TAN-TAN دارای کمترین خطای آموزشی (٠/٠٠٠٠٠٤)، کمترین مقدار میانگین مربعات برای نسبت رطوبت (٠/٠٠١٨) و نرخ خشک کردن (٠/٠٠٢١) و

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-10-12]

بیشترین مقدار ضریب تعیین برای نسبت رطوبت (۰/۹۹۹۶) و نرخ خشک کردن (۰/۹۷۹۹) بود (جدول ٤).

همچنین کاربرد الگوریتم BR به همراه شبکه‌های CFBP و FFBP نشان می‌دهد که توپولوژی ۲-۱۵-۲۰-٤ در شبکه FFBP با تابع فعال‌سازی TAN-TAN-TAN دارای کمترین خطای آموزشی (۰/۰۰۰۰۹۰)، کمترین مقدار میانگین مربعات برای نسبت رطوبت (۰/۰۰۲۵) و نرخ خشک کردن (۰/۰۰۲۸) و بیشترین مقدار ضریب تعیین برای نسبت رطوبت (۰/۹۹۹۵) و نرخ خشک کردن (۰/۹۷۸۲) بود (جدول ٤).

شکل ۱۱ بیشترین مقدار ضریب تعیین برای پیش‌بینی (الف) نسبت رطوبت و (ب) نرخ خشک کردن نشان می‌دهد. بیشترین مقدار ضریب تعیین برای پیش‌بینی نسبت رطوبت ۰/۹۹۹۶ و برای نرخ خشک کردن ۰/۹۷۹۹ به دست آمد.



شکل ۱۱ ضریب تبدیل پیش‌بینی شده با روش شبکه عصبی مصنوعی در مقابل مقادیر واقعی برای (الف) نرخ خشک‌کردن و (ب) نسبت رطوبت

٤- نتیجه گیری

رفتار خشک شدن انگور، انار و بنه به صورت لایه نازک در خشک‌کن بسترسیال که سرعت هوا در خشک کردن انار، ۱/۵، ۲/۷۹ و ٤/۳۱ متر بر ثانیه، در خشک کردن انگور مقادیر ۱/۸، ۳/۱۲ و ۵/٦ متر بر ثانیه و در خشک کردن بنه، ۰/۸۱، ۲/۰۸ و ۳/۳۵ متر بر ثانیه و سه دمای (۵۰، ٦۰ و ۷۰ °C) بررسی شد. نتایج نشان داد با کاهش دمای هوا، زمان خشک شدن انگور، انار و بنه افزایش می‌یابد. کمترین زمان خشک شدن مربوط به دمای ۷۰ °C بود. ضریب نفوذ رطوبت موثر در خشک کن بسترسیال برای انار $۹/۲۷\times۱۰^{-۱۱}$ تا $۰/۷۵\times۱۰^{-۱۰}$ متر مربع بر ثانیه ، برای انگور $۷/۷۷\times۱۰^{-۱۱}$ تا $۲/٦۲\times۱۰^{-۱۰}$ متر مربع بر ثانیه و برای بنه $۱/۱۰\times۱۰^{-۱۰}$ تا $۱/۲۵۷\times۱۰^{-۹}$ مترمربع بر ثانیه به دست آمد. بیشترین مقدار انرژی مصرفی ویژه برای انار، انگور و بنه به ترتیب ۱٤٦٦/۲۹، ۱۹۰۳/۹۷ و ۱۲۲٤/۱۹ مگاژول بر کیلوگرم به دست آمد. برای پیش بینی ضریب نفوذ رطوبت موثر و انرژی مصرفی ویژه، شبکه FFBP با توابع آموزش LM و تابع محرک TAN-TAN-TAN به دست آمد. همچنین بیشترین مقدار ضریب تعیین برای پیش‌بینی نسبت رطوبت ۰/۹۹۹٦ و برای نرخ خشک کردن ۰/۹۷۹۹ بود.

۵- منابع

[1] Khoshnam, F., Tabatabaeefar, A., Varnamkhasti, M.G. and Borghei A. (2007). Mass modeling of pomegranate (Punica granatum L.) fruit with some physical characteristics. Scientia Horticulturae , 114: 21-26.

[2] Mansouri, Y.S., Khazaei, J., Hassan Beygi, S.R., and Mohtasebi, S.S. (2010). Statistical modeling of pomegranate (Punica granatum L.) fruit with some physical attributes. Journal of Food Processing Technology. 1: 1-4.

[3] Amiri Chayjan, R., Peyman, M.H., Esna-Ashari, M. and Salari, K. 2011. Influence of drying conditions on diffusivity, energy and color of seedless grape after dipping process. Australian Journal Crop Science. 5, 96–103.

[4] Kaveh, M. and Amiri Chayjan, R. (2014). Modeling drying characteristics of terebinth fruit under infrared fluidized bed condition.

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-10-12]

Cercetări Agronomice în Moldova. 4 (160): 5-21.

[5] Aghbashlo, M., Kianmehr, M. H. and Hassan-Beygi, S. R. (2009). Drying and rehydration characteristics of sour cherry (Prunus cerasus L.). Journal of Food Processing and Preservation. 10: 1-15.

[6] Arumuganathan, T., Manikantan, M.R., Rai, R. D., Anandakumar, S. and Khare, V. (2009). Mathematical modeling of drying kinetics of milky mushroom in a fluidized bed dryer. International Agrophysics. 23: 1-7.

[7] Cakmak, G. and Yıldız, C. (2011). The drying kinetics of seeded grape in solar dryer with PCM-based solar integrated collector. Food and bioproducts processing. 89: 103–108.

[8] Stummer, S., Toegel, S., Rabenreither, M., Unger, F. M., Wirth, M., Viernstein, H. and Salar-Behzadi, S. 2012. Fluidized-bed drying as a feasible method for dehydration of Enterococcus faecium M74. Journal of Food Engineering, 111: 156–165

[9] Hashemi, G., Mowla, D. and Kazemini, M. 2009. Moisture diffusivity and shrinkage of broad beans during bulk drying in an inert medium fluidized bed dryer assisted by dielectric heating. Journal of Food Engineering. 92: 331–338

[10] Markowski, M., Białobrzewski, I. and Modrzewska, A. (2010). Kinetics of spouted-bed drying of barley: Diffusivities for sphere and ellipsoid. Journal of Food Engineering. 96: 380–387

[11] Gazor H.R. and Mohsenimanesh, A. (2010). Modelling the Drying Kinetics of Canola in Fluidized Bed Dryer. Czech Journal of Food Sciences. 28, (6): 531–537.

[12] Perea-Flores, M. J., Garibay-Febles, V., Chanona-Pérez, J. J., Calderón-Domínguez, G., Méndez-Méndez J. V., Palacios-González E. and Gutiérrez-López, G. F. 2012. Mathematical modelling of castor oil seeds (Ricinus communis) drying kinetics in fluidized bed at high temperatures. Industrial Crops and Products. 38: 64– 71

[13] Abbasi Souraki, B. and Mowla D. (2008). Axial and radial moisture diffusivity in cylindrical fresh green beans in a fluidized bed dryer with energy carrier: Modeling with and without shrinkage. Journal of Food Engineering. 88: 9–19.

[14] Farkas, I., Remenyi, P. and Biro, A. (2000). Modeling aspects of grain drying with a neural network". Computers and Electronics in Agriculture. 29: 99–113.

[15] Kia, M. (2010). Neural network design. Compilation Hagan, M. T., Demuth, H. B., Beale, M. Publishers Kian green computer. 584 page. (In persian)

[16] Mohebbi, M., Shahidi, F., Fathi, M., Ehtiati, A. and Noshad, M. (2011) . Prediction of moisture content in pre-osmosed and ultrasounded dried banana using genetic algorithm and neural network". Food and Bioproducts Processing. 89: 362–366.

[17] Amiri Chayjan, R. Salari, K. and Barikloo. H. (2012). Modelling moisture diffusivity of pomegranate seed cultivars under fixed, semi fluidized and fluidized bed using mathematical and neural network method. Acta Scinatiarumm,. Polnourom., Technology. Alimentaria. 11(2): 137-149.

[18] Movagharnejad, K. and Nikzad, M. (2007). Modelling of tomato drying using artificial neural network. Computers and Electronic in Agriculture. 59:78–85.

[19] Motevali1, A. Younji, S., Amiri Chayjan, R., Aghilinategh N. and Banakar. A. (2013). Drying kinetics of dill leaves in a convective dryer. International Agrophysic. 27, 39-47.

[20] Singh, N. J. and Pandey. R. K. (2011). Neural network approaches for prediction of drying kinetics during drying of sweet potato. Agricultural Engineering International: CIGR Journal. 13 (1): 1-7.

[21] Menlik, T., Ozdemir, M. B. and Kirmaci, V. (2010). Determination of freeze-drying behaviors of apples by artificial neural network. Expert Systems with Applications. 37: 7669–7677.

[22] Doymaz, I. (2011). Drying of thyme (thymus vulgaris L.) and selection of a suitable thin- layer drying model. Journal of Food Processing and Preservation. 35: 458–465

[23] Odjo, S., Malumba, P., Dossou, J., Janas, S. and Béra, F. (2012). Influence of drying and hydrothermal treatment of corn on the denaturation of salt-soluble proteins and color parameters. Journal of Food Engineering. 109: 561–570.

[24] Amiri Chayjan, R., Kaveh, M. and Khayati S. (2014). Modeling some drying characteristics of sour cherry (Prunus cerasus L.) under infrared radiation using mathematical models and artificial neural networks. Agricultural Engineering International: CIGR Journal. 16 (1): 265- 279.

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-10-12]

[25] Demuth, H., Beale, M. and Hagan, M. (2007). Neural network toolbox 5. The MathWorks, Natick, MA, USA.

[26] Kocabas, F., Korkmaz, M., Sorgucu, U. and Donmez, S. (2010) Modeling of heating and cooling performance of counter flow type vortex tube by using artificial neural network. International Journal of Refrigeration. 33: 963–972.

[27] Shi, J., Pan, Z., Mchugh, T.H., Wood, D., Hirschberg, E. and Olson, D. (2008). Drying and quality characteristics of fresh and sugar-infused blueberries dries with infrared radiation heating LWT- Food Science and Technology. 41: 1962–1972.

[28] Basavarj, M., Prabhu Kumar, G.P. and Sathyanarayana, R.B. (2008). Determination of drying rate and moisture ratio of fig fruit (Ficus carica L.) by thinlayer hot air drying method. Journal of Food Science and Technology. 45: 94–96.

[29] Sobukola, O.P., Dairo, O.U. and Odunewu, A.V. (2008). Convective hot air drying of blanched yam slices. International Journal of Food Science and Technology. 43: 1233–1238.

[30] Falade, K.O. and Solademi, O.J. (2010). Modeling of air drying of fresh and blanched sweet potato slices. International Journal of Food Science and Technology. 45: 278–288.

[31] Thuwapanichayanan, R., Prachayawarakorn, S., Kunwisawa, J. and Soponronnarit, S. (2011) Determination of effective moisture diffusivity and assessment of quality attributes of banana slices during drying. LWT - Food Science and Technology. 44: 1502-1510.

[32] Singh, N. J. and pandy, R. K. (2012). Convective air drying characteristics of sweet potato cube (Ipomoea batatas L.). Food and Bioproducts Processing. 90: 317–322.

[33] Ruiz Celma, A., Cuadros, F. and López-Rodríguez, F. (2012). Convective drying characteristics of sludge from treatment plants in tomato processing industries. Food and Bioproducts Processing. 90: 224–234.

[34] Zielinska, M., and Cenkowski, S. (2012). Superheated steam drying characteristic and moisture diffusivity of distillers' wet grains and condensed distillers' solubles. Journal of Food Engineering. 109: 627–634

[35] Arsalan, D. and Ozcan, M.M. (2011). Study the effect of sun, oven and microwave drying on quality of onion slices. LWT – Food Science and Technology. 43, 1121–1127.

[36] Koyuncu, T., Pinar, Y. and Lule, F. 2007. Convective drying characteristics of azarole red (Crataegus monogyna Jacq.) and yellow (Crataegus aronia Bosc.) fruits. Journal of Food Engineering. 78(4): 1471- 1475.

[37] Aghbashlo, M., M. Kianmehr, H. and Samimi Akhijahani. H. (2008). Influence of drying conditions on the effective moisture diffusivity, energy of activation and energy consumption during the thin-layer drying of beriberi fruit (Berberidaceae). Energy Conversion and Management, 49(10): 2865-2871.

[38] Kaveh, M. and Amiri Chayjan, R. (2016). Modeling thin-layer drying of turnip slices under semi-industrial continuous band dryer. Journal of Food Processing and Preservation. Doi:10.1111/jfpp.12778.

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-10-12]

Prediction of pomegranate, grape and terebinth drying properties using artificial neural network approach

Kaveh, M. [1*], Amiri-Chayjan, A. [2]

1. Young Researchers and Elite Club, Sardasht Branch, Islamic Azad University, Sardasht, Iran
2. Department of Biosystems Engineering, Faculty of Agriculture, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran
(Received: 94/8/18 Accepted: 95/6/17)

The objective of this research was the predication of effective moisture diffusivity, energy consumption, drying rate and moisture ratio in fluidized bed dryer of pomegranate, grape and terebinth by using artificial neural network approach. The effective factor to predict the effective moisture diffusivity and specific energy consumption were: product type, air velocity and air temperature. Four factors were used to predict the drying rate and moisture ratio as: Product type, air velocity, air temperature and time. A lot of 27 tests were conducted by a laboratory fluidized bed dryer to created training set for effective moisture diffusivity and specific energy consumption and 2165 tests for drying rate and moisture ratio. Several network and algorithms were used to train and evaluate the patterns. The best neural network feed forward back-propagation topology for the prediction of effective moisture diffusivity and energy consumption were 3-5-5-2 with the training algorithm of Levenberg-Marquardt (LM). This structure is capable to predict effective moisture diffusivity and specific energy consumption With R^2= 0.9954 and 0.9805, respectively and mean-square error of 0.00009. Also the highest R^2 values to predict the drying rate and moisture ratio were 0.9799 and 0.9996 respectively.

Keyword: Drying, Fluidized bed dryers, Effective moisture diffusivity, Drying rate, Artificial neural network

*Corresponding Author E-Mail Address: sirwankaweh@gmail.com

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-10-12]