

# مقایسه نتایج الگوهای شبکه عصبی مصنوعی با مدل‌های ریاضی مختلف برای تخمین نرخ نم در فرایند خشک کردن میوه به

عباس خوشحال<sup>۱</sup>، حمید یزدانی<sup>۱\*</sup>، نیره السادات موسوی<sup>۲</sup>

۱- استادیار گروه مهندسی شیمی، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران

۲- دکتری مهندسی شیمی، پژوهشکده توسعه صنایع شیمیایی، تهران، ایران

پیام نگار: h.yazdani@pnu.ac.ir

## چکیده

در این پژوهش، فرایند خشک کردن میوه به و تأثیر مشخصه‌های مختلفی مانند سرعت هوای خشک کردن، زمان، دما و ضخامت بر نسبت نم، مطالعه و بررسی شد. ۷ مدل ریاضی بر داده‌های به دست آمده از ۲۷ سری آزمایش برآزش و بهترین مدل انتخاب شد. همچنین مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی (ANN) انجام گرفت. در این مدل‌سازی، اثر تمام مشخصه‌های ورودی در فرایند خشک کردن به‌طور همزمان بررسی شد. ساختار شبکه انتخابی از نوع پرسپترون چندلایه با الگوریتم پس انتشار خطا در نظر گرفته شد. با پژوهش روی تعداد مختلفی از نرون‌های لایه میانی و نیز توابع انتقال مختلف، از ۹ نرون و تابع انتقال لگاریتم سیگموئیدی برای لایه میانی و تابع انتقال پیورلین برای لایه خروجی استفاده شد. مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی، اثر همزمان چهار مشخصه ورودی را با دقت بسیار بالایی پیش‌بینی کرد. نتایج نشان داد که مدل‌سازی ANN در مقایسه با بهترین مدل ریاضی دارای دقت بالاتری است.

تاریخ دریافت: ۹۹/۰۴/۰۲

تاریخ پذیرش: ۹۹/۰۶/۰۱

شماره صفحات: ۱۶ تا ۲۹

## کلیدواژه‌ها: شبکه عصبی

مصنوعی، نسبت نم، مدل ریاضی

## ۱. مقدمه

است [۴-۱]. از این میوه به‌طور گسترده‌ای در تهیه مربا، مارمالاد، ژله، پودینگ، دمنوش و تهیه برخی از غذاها استفاده می‌شود [۵]. درصد بالایی از وزن بیشتر میوه‌ها و همچنین میوه به را آب تشکیل می‌دهد؛ وجود آب در میوه‌ها از یک سو موجب طراوت و تازگی آنها و از سویی دیگر سبب به‌وجود آمدن محیطی مناسب برای رشد ریزاندام‌ها می‌شود. این بدان معناست که افزایش محتوای آب در میوه‌ها سبب کاهش ماندگاری آنها می‌شود. با کاهش نم موجود در مواد غذایی، شرایط رشد ریزاندام‌ها تا حد زیادی، کم و

میوه به با نام علمی سیدونیا ابلونگا<sup>۱</sup> از خانواده گل سرخیان<sup>۲</sup> با بوی معطر و طعمی تقریباً گس است. این میوه منبع غذایی خوبی از فسفر، کلسیم، ویتامین‌های A، B و C، فیبر خوراکی، املاح، مواد قندی و نشاسته‌ای است و به دلیل داشتن ماده‌ای به نام پکتین، به عنوان یک ماده غذایی- دارویی با استقبال روبه‌رو شده

\* تهران، دانشگاه پیام نور، گروه مهندسی شیمی

1. Cydonia Oblonga
2. Rosaceae Family

فرایند خشک کردن به مدل‌های نظری<sup>۱</sup> (مدل‌های مبتنی بر اطلاعات فیزیکی فرایند) و مدل‌های تجربی (مدل‌های مبتنی بر داده‌ها)<sup>۲</sup> طبقه‌بندی می‌شوند. مدل‌های نظری با انجام فرضیاتی در مورد پدیده مورد نظر، توسعه می‌یابند و با داده‌های تجربی معتبر می‌شوند. این مدل‌ها اطلاعاتی جزئی درباره متغیرهای فرایند ارائه می‌دهند، ولی تعیین مشخصه‌های مجهول آنها، دشوار و زمان‌بر است. ترمپلیکوس و همکاران با دینامیک سیالات محاسباتی<sup>۳</sup> فرایند خشک کردن میوه به را مطالعه و بررسی کردند. آنها از معادلات پیوستگی و تکانه استفاده کردند. نتایج مدل‌سازی با داده‌های تجربی برای سرعت‌های گوناگون هوا (۱ تا ۲ m/s) و دماهای مختلف مقایسه شد. مقایسه بین داده‌های تجربی و مدل‌سازی، نشان‌دهنده تطابق خوبی بین این مقادیر بود. نتیجه به دست آمده بیانگر آن بود که مدل‌های مورد استفاده در این پژوهش، برای پیش‌بینی میزان نم برش‌های میوه به در طول زمان مناسب بودند [۲۰].

مدل‌های تجربی فقط با استفاده از داده‌های تجربی و بدون هیچ گونه فرضی در مورد فرایند مورد نظر توسعه داده می‌شوند. برتری اصلی مدل‌های تجربی، قابلیت یادگیری آنها با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی است. مدل‌های تجربی شامل مدل‌های آماری<sup>۴</sup> و مدل‌های غیر مستدل<sup>۵</sup> است. از بین مدل‌های آماری، مدل‌های خشک کردن لایه نازک<sup>۶</sup> مهم‌ترین و کاربردی‌ترین آنها برای مدل‌سازی فرایندهای خشک کردن است. این مدل‌ها می‌توانند برای شرایط آزمایشگاهی مختلف، منحنی خشک کردن مواد غذایی را با استفاده از رابطه مستقیم بین نسبت نم و زمان خشک کردن پیش‌بینی کنند.

پژوهش‌های متعددی به منظور یافتن مدل ریاضی مناسبی برای پیش‌بینی نسبت نم در خشک کردن انواع سبزی‌ها و میوه‌ها در شرایط عملیاتی مختلف انجام شده است [۲۶-۲۱]. دویماز، مقایسه‌ای بین مدل‌های مختلف ریاضی به منظور مدل‌سازی فرایند خشک کردن اسفناج در یک خشک‌کن همرفتی انجام داد. نتایج نشان داد که مدل لگاریتمی بهترین مدل برای توصیف ویژگی‌های خشک کردن اسفناج بود [۲۷]. روحانیان و موقرنژاد مدل‌سازی ریاضی

باعث ماندگاری بیشتر می‌شود. همچنین وزن و حجم نیز به طور چشمگیری کاهش می‌یابد که سبب سهولت استفاده از میوه‌ها و سبزی‌ها به صورت خشک می‌شود [۸-۶].

متداول‌ترین روش خشک کردن میوه‌ها و سبزی‌ها، استفاده از جریان هوای داغ است. مهم‌ترین مشخصه‌ها در این نوع فرایند، سرعت و دمای هوا، ضخامت و اندازه برش میوه است. مطالعات بسیاری به بررسی اثر این مشخصه‌ها در فرایند خشک کردن سبزی‌ها و میوه‌های مختلف می‌پردازد [۹-۱۴]. نتایج این پژوهش‌ها بیانگر آن است که دمای هوا مهم‌ترین عامل مؤثر بر سرعت خشک کردن است. ساسیلیک و السین فرایند خشک کردن برش‌های نازک سیب در یک خشک‌کن با جریان هوای گرم را مطالعه کردند. ضخامت برش‌های سیب ۵ و ۹ میلی‌متر، محدوده دمای هوا بین ۴۰ تا ۶۰°C و سرعت هوا ۰/۸ m/s بود. نتایج نشان داد که دما و ضخامت برش‌های سیب عوامل مؤثر بر میزان نم و سرعت خشک شدن، بودند. با افزایش دمای هوا، زمان خشک کردن کاهش و با کاهش ضخامت برش‌های سیب، سرعت خشک کردن افزایش یافت [۱۵]. بابالیس و بلسیوتیس به بررسی اثر مشخصه‌های مختلفی بر سرعت خشک کردن انجیر پرداختند؛ نتایج نشان داد که سرعت هوای بیش از ۲ m/s، تأثیر چندانی بر سرعت خشک کردن نداشت. جنبش‌شناسی خشک کردن به طور چشمگیری متأثر از دمای هوا بود و سرعت جریان هوا اثر محدودتری بر روند خشک کردن داشت [۱۶].

تا کنون پژوهش‌های کمی در رابطه با فرایند خشک کردن میوه به و عوامل مؤثر بر این فرایند انجام شده است [۱۸، ۱۷]. باروکا و گوین اثر دما و سرعت هوا را بر زمان خشک کردن میوه به بررسی کردند. بدین منظور آزمایش‌ها را در دماهای ۴۰ تا ۶۰°C و سرعت‌های جریان هوا ۰/۷ تا ۱/۲ m/s انجام دادند. نتایج بیانگر آن بود که با افزایش دما از ۴۰ به ۶۰°C، زمان خشک کردن حدود ۳۰ درصد کاهش یافت. همچنین به طور کلی افزایش سرعت هوا، زمان خشک کردن را کاهش داد ولی این اثر در نم‌های کم، قابل چشم‌پوشی بود [۱۹].

خشک کردن یک فرایند پیچیده شامل انتقال همزمان حرارت و جرم است. پیش‌بینی دقیق مشخصه‌های کنترلی این فرایند م تواند تا حد زیادی بر کیفیت محصول نهایی تأثیرگذار باشد که این پیش‌بینی با استفاده از مدل‌سازی دست‌یافتنی است. مدل‌های موجود برای

1. Theoretical Models (Knowledge-Driven Models)
2. Empirical Models (Data-Driven Models)
3. Computational Fluid Dynamics (CFD)
4. Statistical Models
5. Heuristic Models
6. Thin-Layer Drying Models

عوامل مؤثر بر تغییر رنگ برش‌های سیب در یک سامانه خشک‌کن را بررسی کردند. آنها از یک شبکه عصبی چندلایه با ساختار ۵-۱۵-۲۰-۴ و تابع انتقال تانژانت هایپربولیک سیگموئیدی در لایه‌های پنهان و خروجی استفاده کردند. آنها اثر زمان، دما، سرعت هوا و ضخامت برش‌ها را بر تغییر رنگ و نسبت نم مطالعه کردند. نتایج مدل‌سازی بیانگر پیش‌بینی خوب مشخصه‌های تغییر رنگ و نسبت نم با ضریب همبستگی بیش از ۰/۹۲ بود [۳۷]. ازدمیر و همکاران مدل‌سازی فرایند خشک‌کردن میوه کیوی در یک خشک‌کن مادون قرمز-همرفتی به وسیله شبکه عصبی مصنوعی را بررسی کردند. مشخصه‌های ورودی شبکه شامل زمان، وزن برش‌های کیوی، دما، سرعت و مقدار نم هوا و خروجی شبکه میزان مصرف انرژی و مقدار نم موجود در برش‌های میوه بود. به منظور مدل‌سازی از روش پرسپترون چندلایه با الگوریتم لونیگ مارکوارت و تعداد ۱۶ نرون در لایه پنهان استفاده شد. نتایج نشان داد که مقادیر پیش‌بینی شده تطابق بسیار خوبی با داده‌های تجربی داشت [۳۸].

هدف اصلی این پژوهش، مدل‌سازی فرایند خشک‌کردن میوه به در یک خشک‌کن سینی‌دار با جریان هوای گرم به وسیله شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه نتایج آن با بهترین مدل ریاضی است. مدل شبکه عصبی ارائه شده در این مطالعه قادر به مدل‌سازی اثر همزمان چهار مشخصه ضخامت برش‌های میوه، سرعت هوا، دما و زمان بر نسبت نم است. از طرفی تا کنون پژوهشی در ارتباط با مدل‌سازی فرایند خشک‌کردن میوه به با شبکه عصبی مصنوعی انجام نشده است؛ که این خود بیانگر نو بودن پژوهش مورد نظر است.

## ۲. مواد و روش‌ها

### ۲-۱ دستگاه خشک‌کن آزمایشگاهی

در این پژوهش، برای انجام آزمایش‌ها از یک خشک‌کن ناپیوسته شامل اتاقک خشک‌کن، محفظه هوای گرم، مشعل گازی، سینی‌های مشبک، دمنده و توزیع کننده هوای گرم استفاده شد. خشک‌کن دارای چهار طبقه بود که در هر طبقه یک سینی به ابعاد ۵۰×۵۰ cm قرار داشت. فاصله بین سینی‌ها ۱۰ cm و ابعاد اتاقک خشک‌کن ۶۰×۶۰×۶۰ cm بود. دمنده مورد استفاده از نوع گریز از مرکز با پره‌های خمیده رو به جلو و توان تولید ۲۰۰۰ m<sup>3</sup>/hr هوا بود.

فرایند خشک‌کردن برش‌های نازک سیب‌زمینی را در یک خشک‌کن مادون قرمز همرفتی مطالعه کردند. آزمایش‌ها در سه سطح از ضخامت برش‌ها (۳، ۵ و ۷ میلی‌متر) و سه سطح از انرژی مادون قرمز (۵۰۰، ۷۰۰ و ۹۰۰ وات) انجام گرفت. به‌منظور مدل‌سازی فرایند، از هشت مدل خشک‌کردن لایه نازک استفاده شد. نتایج نشان دهنده آن بود که مدل پیچ دقت بیشتری در پیش‌بینی نسبت نم با گذشت زمان داشت [۲۸]. میرزایی قلعه و همکاران رفتار خشک‌کردن برگه دو رقم زردآلو را در یک خشک‌کن لایه نازک آزمایشگاهی براساس ۹ مدل ریاضی بررسی کردند. آزمایش‌ها در چهار سطح دمایی ۴۰، ۵۰، ۶۰ و ۷۰ درجه سانتیگراد و همچنین سرعت هوای ۲ متر بر ثانیه انجام گرفت. طبق نتایج به‌دست‌آمده، مدل میدیلی منحنی جنبش‌شناسی خشک‌کردن زردآلو را نسبت به مدل‌های دیگر بهتر برآورد کرد [۲۹].

مدل‌های غیر مستدل بدون توجه به مشخصه‌های فیزیکی فرایند، تنها از راه داده‌های آزمایشگاهی آموزش داده می‌شوند. این مدل‌ها قادرند حتی رفتار سامانه‌های چندمتغیره پیچیده و غیر خطی با تعداد زیاد داده ورودی و خروجی را نیز پیش‌بینی کنند. در مورد فرایندهای خشک‌کردن به علت پیچیده بودن این فرایندها و رفتار غیر خطی موجود در طبیعت آنها، استفاده از مدل‌های غیر مستدل مناسب‌تر است. شبکه‌های عصبی مصنوعی<sup>۱</sup> که از مهم‌ترین مدل‌های غیر مستدل هستند، کاربرد بسیاری در مدل‌سازی فرایندهای صنایع غذایی دارند. پژوه‌های متعددی در زمینه کاربرد شبکه‌های عصبی در مدل‌سازی فرایندهای خشک‌کردن میوه‌ها و سبزی‌ها انجام شده است [۳۵-۳۰]. بالبای و همکاران فرایند خشک‌کردن پسته را بررسی کردند. آنها از شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم آموزش لونیگ مارکوارت برای مدل‌سازی استفاده کردند. داده‌های ورودی شامل زمان، سرعت و دمای هوا و نتیجه خروجی، نسبت نم بود. تعداد نرون‌های لایه پنهان ۱۵، تابع انتقال لایه پنهان تانژانت هایپربولیک سیگموئیدی<sup>۲</sup> و تابع انتقال لایه خروجی پیورلین<sup>۳</sup> انتخاب شد. مقادیر میانگین مربع خطا و ضریب همبستگی به ترتیب ۰/۳۶۹۲ و ۰/۹۹۹۹ به دست آمد که نشان‌دهنده پیش‌بینی خوب شبکه عصبی طراحی شده بود [۳۶]. نادیان و همکاران با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، اثر

1. Artificial Neural Networks (ANN)  
2. Hyperbolic Tangent Sigmoid (Tansig)  
3. Purelin

## ۲-۲ آماده‌سازی نمونه‌ها و انجام آزمایش‌ها

میوه به اصفهان که کاملاً رسیده و دارای رنگی یکنواخت بود، از یک بازار محلی در شهر تهران تهیه شد. میوه‌ها تا زمان انجام آزمایش‌ها در یخچال با دمای  $4^{\circ}\text{C}$  نگهداری شدند. به منظور تطبیق شرایط با محیط، میوه‌ها ۲ ساعت قبل از برش‌زدن از یخچال خارج شدند و پس از شستن و تمیز کردن، پوست و هسته آنها به صورت دستی جدا و با یک چاقوی تیز به ضخامت‌های مورد نظر بریده شدند. برای برش‌زدن میوه به، با ضخامت‌های یک‌نواخت، از یک دستگاه ساخت ایتالیا (مدل STIBEL ELTRON) با دقت  $\pm 1\%$  استفاده شد. همچنین برای ایجاد برش‌هایی با مساحت سطح ثابت، از یک قالب استیل دایره‌ای شکل با قطر  $4/5\text{ cm}$  استفاده شد. دمای برش تقریباً برابر با دمای محیط بود. برای غیر فعال کردن واکنش‌های زیماهی، نمونه‌ها به مدت ۵ دقیقه در محلول متابی سولفیت سدیم  $1\%$  قرار گرفتند، سپس از محلول خارج و به مدت ۱۵ دقیقه در دمای اتاق قرار داده شدند تا سطوح خارجی نمونه‌ها خشک شود. نم اولیه نمونه‌ها با روش خشک کردن با آون تحت خلأ<sup>۱</sup> در دمای  $70^{\circ}\text{C}$  و مدت زمان ۲۴ ساعت، تعیین شد که به طور میانگین برابر با  $82/15\%$  بر مبنای وزن مرطوب بود. برای رسیدن شرایط به حالت پایدار، یک ساعت قبل از انجام هر آزمایش، دستگاه راه‌اندازی می‌شد. بعد از قراردادن نمونه‌ها در خشک‌کن، هر ۵ دقیقه یک بار نمونه‌ها از خشک‌کن خارج و با ترازوی دیجیتالی (مدل FX 3200 با دقت  $\pm 0.1\text{ g}$ ) وزن می‌شد. بعد از گذشت ۴۵ دقیقه، هر ۱۵ دقیقه یک بار نمونه‌ها وزن می‌شد و این کار تا رسیدن به نم نهایی مورد نظر، ادامه می‌یافت. برای یک‌نواخت دمیدن هوا به داخل خشک‌کن و عبور بهتر هوا از لابه‌لای سینی‌ها، این خشک‌کن در چهار طبقه و هر طبقه دارای یک سینی به ابعاد  $50 \times 50$  سانتیمتر ساخته شد. برای راحت‌تر جابه‌جا کردن سینی‌ها و همچنین عبور بهتر هوا، فاصله بین سینی‌ها ۱۰ سانتیمتر انتخاب شد. در خشک‌کن مورد استفاده، جهت جریان هوا به طور متناوب عوض می‌شد. ابتدا هوا از زیر به برش‌های به برخورد می‌کرد و بعد از گذشت زمان، هوا از بالا از میان برش‌ها عبور می‌کرد و از پایین خارج می‌شد. آزمایش‌ها برای سه ضخامت مختلف برش‌های میوه به، سه سرعت و سه دمای هوای گرم ورودی به خشک‌کن انجام شد.

سرعت جریان هوا به وسیله کنترل سرعت دمنده و با یک دیمر تنظیم می‌شد. مقدار نم هوا  $14\%$  و فشار هوای عبوری بر روی برش‌های میوه به،  $100\text{ Pa}$  بود. محفظه هوای گرم (کوره) یک استوانه به قطر  $50\text{ cm}$  و طول  $1/5\text{ m}$  بود که با یک مشعل گازی با توان  $80000\text{ kcal/hr}$  گرم می‌شد. توزیع‌کننده هوای گرم شامل کانال اصلی، زانویی‌ها، انشعابات خروجی و ورودی، دریچه‌ها و دمپر بود. برای جلوگیری از اتلاف حرارتی، بدنه و کانال‌های دستگاه با پشم شیشه آلومینیومی عایق‌بندی شد. در این خشک‌کن، دما به وسیله ترموکوپل مدل PT 100 با دقت  $4^{\circ}\text{C} \pm 0.1$  و سرعت هوا به وسیله سرعت‌سنج مدل TESTO 4351 با دقت  $1\text{ m/s} \pm 0.1$  اندازه‌گیری می‌شد. خشک‌کن مورد نظر و پیش‌نیازهای جانبی آن در شکل (۱) نشان داده شده است.



ورودی هوای داغ

سینی‌های خشک‌کن



دمنده

مشعل

کوره

شکل ۱. خشک‌کن ناپیوسته.

1. Vacuum Oven-Drying Method

## ۲-۳ مدل سازی ریاضی

به منظور مدل سازی جنبش شناسی خشک کردن برش های میوه به، از ۷ مدل ریاضی که بیشترین تطابق را با داده های آزمایشگاهی داشتند، استفاده شد. در این مدل ها که در جدول (۲) نشان داده شده است، نسبت نم<sup>۱</sup> به صورت تابعی از زمان بیان شده است. این مشخصه، میزان نم برش های میوه را در هر لحظه نسبت به نم اولیه و تعادلی نشان می دهد و از رابطه (۱) به دست می آید.

$$MR = \frac{M_t - M_e}{M_0 - M_e} \quad (1)$$

که در رابطه بالا،  $M_t$  مقدار نم در هر لحظه،  $M_e$  نم تعادلی و  $M_0$  نم اولیه است.

## جدول ۲. مدل های ریاضی مورد استفاده به منظور پیش بینی

نسبت نم در فرایند خشک کردن برش های میوه به.

ردیف	نام مدل	معادله
۱	نیوتن <sup>۲</sup> [۳۹]	$MR = \exp(-k_0t)$
۲	هندرسون و پابیس <sup>۳</sup> [۴۰]	$MR = a \exp(-k_0t)$
۳	لگاریتمی <sup>۴</sup> [۴۱]	$MR = a \exp(-k_0t) + c$
۴	دو جمله ای <sup>۵</sup> [۴۲]	$MR = a \exp(-k_0t) + b \exp(-k_1t)$
۵	پیچ <sup>۶</sup> [۴۳]	$MR = \exp(-k_0t^n)$
۶	پیچ اصلاح شده <sup>۷</sup> [۴۴]	$MR = a \exp(-k_0t^n)$
۷	میدیلی <sup>۸</sup> [۴۵]	$MR = a \exp(-k_0t^n) + bt$

برای انتخاب بهترین مدل، از معیارهای ضریب همبستگی<sup>۹</sup> ( $R^2$ )، میانگین مربع خطا<sup>۱۰</sup> و مربع کای کاهش یافته<sup>۱۱</sup> ( $X^2$ ) به صورت

1. Moisture Ratio (MR)
2. Newton
3. Henderson and Pabis
4. Logarithmic
5. Two-Term
6. Page
7. Modified Page
8. Midilli
9. Correlation Coefficient
10. Mean Square Error (MSE)
11. Reduced Chi-Square

آزمایش ها در سه تکرار با آزمایش فاکتوریل و به صورت کاملاً تصادفی انجام شد. شرایط عملیاتی برای ۲۷ سری آزمایش در جدول (۱) نشان داده شده است.

## جدول ۱. شرایط عملیاتی برای آزمایش های مختلف و میزان نم برش های میوه.

شماره آزمایش	ضخامت برش های میوه (mm)	سرعت هوا (m/s)	دمای هوای ورودی (°C)	درصد نم برش های میوه قبل از خشک شدن
۱	۴	۱	۶۰	۸۲/۰۸
۲	۴	۱	۷۰	۸۲/۰۷
۳	۴	۱	۸۰	۸۲/۰۸
۴	۴	۱/۵	۶۰	۸۲/۰۶
۵	۴	۱/۵	۷۰	۸۲/۰۷
۶	۴	۱/۵	۸۰	۸۲/۰۵
۷	۴	۲	۶۰	۸۲/۰۶
۸	۴	۲	۷۰	۸۲/۰۷
۹	۴	۲	۸۰	۸۲/۰۵
۱۰	۶	۱	۶۰	۸۲/۱۳
۱۱	۶	۱	۷۰	۸۲/۱۱
۱۲	۶	۱	۸۰	۸۲/۱۳
۱۳	۶	۱/۵	۶۰	۸۲/۱۲
۱۴	۶	۱/۵	۷۰	۸۲/۱۱
۱۵	۶	۱/۵	۸۰	۸۲/۱۲
۱۶	۶	۲	۶۰	۸۲/۱۳
۱۷	۶	۲	۷۰	۸۲/۱۳
۱۸	۶	۲	۸۰	۸۲/۱۲
۱۹	۸	۱	۶۰	۸۲/۱۷
۲۰	۸	۱	۷۰	۸۲/۱۶
۲۱	۸	۱	۸۰	۸۲/۱۷
۲۲	۸	۱/۵	۶۰	۸۲/۱۸
۲۳	۸	۱/۵	۷۰	۸۲/۱۸
۲۴	۸	۱/۵	۸۰	۸۲/۱۷
۲۵	۸	۲	۶۰	۸۲/۱۵
۲۶	۸	۲	۷۰	۸۲/۱۶
۲۷	۸	۲	۸۰	۸۲/۱۷

دارند. تعداد نرون‌های لایه‌های ورودی و خروجی به ترتیب با تعداد متغیرهای لایه ورودی و تعداد متغیرهای لایه خروجی برابر است. تعداد بهینه نرون‌های لایه پنهان، معمولاً با آزمون حدس و خطا به دست می‌آید. هر نرون لایه پنهان، دارای یک بایاس<sup>۶</sup> (b) است که با ورودی‌هایی که وزن داده شده‌اند، جمع می‌شود و ورودی نرون را به وجود می‌آورد:

$$n_i = b_i + \sum_{j=1}^m (W_{in}(j,i) \times In_j), \quad i = 1, 2, \dots, N' \quad (5)$$

که در آن،  $n_i$  ورودی هر نرون،  $N'$  تعداد نرون‌های لایه پنهان،  $m$  تعداد ورودی‌های شبکه و  $In_j$  متغیر ورودی به شبکه است. تابع انتقال لایه پنهان ( $f$ ) بر روی  $n_i$  اعمال می‌شود و خروجی هر نرون در لایه پنهان ( $a_i$ ) تعیین می‌شود:

$$a_i = f(n_i) \quad (6)$$

خروجی شبکه از معادله (Y) به دست می‌آید:

$$out = f\left(b_{out} + \sum (W_{out}(i) \times a_i)\right), \quad i = 1, 2, \dots, N' \quad (7)$$

در این رابطه،  $f'$  تابع انتقال لایه خروجی است. در این پژوهش از توابع تانژانت هایپربولیک سیگموئیدی، لگاریتم سیگموئیدی<sup>۷</sup> و تابع خطی پیورلین به‌عنوان توابع انتقال لایه پنهان ( $f$ ) و تابع خطی به‌عنوان تابع انتقال لایه خروجی ( $f'$ ) استفاده شد. شکل (۲) نشان دهنده طرح کلی از شبکه عصبی به کار رفته در این پژوهش است. برای آموزش شبکه عصبی به کاررفته در این پژوهش، از الگوریتم پس‌انتشار لونبرگ-مارکوارت<sup>۸</sup> استفاده شد. سرعت همگرایی و عملکرد بالا، دلیل انتخاب این الگوریتم برای آموزش شبکه بود [۴۶]. در این الگوریتم، داده‌های به‌دست آمده از شبکه با داده‌های تجربی مقایسه و میزان خطا حساب می‌شود. سپس خطای به‌دست آمده، به عقب (لایه‌های پیشین) منتقل می‌شود و وزن‌ها تصحیح می‌شود.

6. Bias

7. Logarithmic Sigmoid (Logsig)

8. Levenberg-Marquardt Back-Propagation Algorithm

روابط (۲) تا (۴) استفاده شد. نزدیکی مقدار  $R^2$  به یک و کم بودن مقادیر میانگین مربع خطا و مربع کای کاهش یافته، نشان دهنده دقت بالای مدل استفاده شده در پیش‌بینی مقدار نسبت نم خواهد بود.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (MR_{exp} - MR_{pre})^2}{\sum_{i=1}^n (MR_{exp} - \overline{MR})^2} \quad (2)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (MR_{exp} - MR_{pre})^2}{N} \quad (3)$$

$$\chi^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (MR_{exp} - MR_{pre})^2}{N - n} \quad (4)$$

که  $MR_{exp}$  نسبت نم آزمایشگاهی (تجربی)،  $MR_{pre}$  نسبت نم پیش‌بینی شده،  $\overline{MR}$  میانگین نسبت نم‌های آزمایشگاهی،  $N$  تعداد داده‌های آزمایشگاهی و  $n$  تعداد ضریب‌های ثابت در هر مدل است.

## ۲-۴ شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی مدل‌هایی از ساختار ریاضی هستند که از سامانه‌های عصبی طبیعت مدل برداری شده‌اند. این شبکه‌ها برای پردازش اطلاعات به کار برده می‌شود. شبکه عصبی از واحدهای به‌هم پیوسته و مختلفی که به صورت موازی با هم عمل می‌کنند، تشکیل شده است. هر یک از این واحدها نرون<sup>۱</sup> نام دارد که کوچک‌ترین واحد پردازش اطلاعات است. بین نرون‌ها اتصالاتی وجود دارد که دارای وزن<sup>۲</sup> است. این نرون‌ها در لایه‌های متفاوتی قرار گرفته‌اند. ساختار کلی شبکه با توجه به نرون‌ها به وجود می‌آید. از مهم‌ترین ساختارهای شبکه می‌توان به شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه<sup>۳</sup> اشاره کرد که شامل لایه ورودی، لایه یا لایه‌های پنهان<sup>۴</sup> و لایه خروجی هستند. نرون‌های لایه‌های مختلف با توابع انتقال<sup>۵</sup> تعریف شده، کار آموزش شبکه یا به عبارتی کار پیداکردن ارتباط بین ورودی‌ها و خروجی‌های شبکه را به عهده

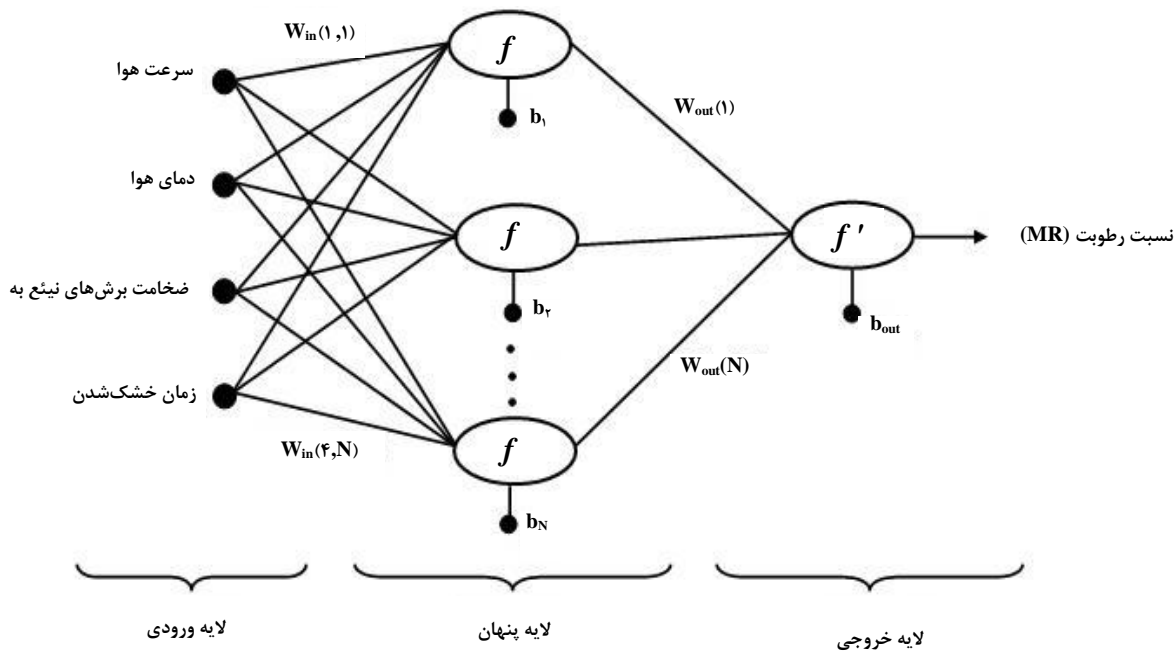
1. Neuron

2. Weight (W)

3. Multi Layer Perceptron (MLP)

4. Hidden Layer

5. Transfer Function



شکل ۲. ساختار شبکه عصبی در نظر گرفته شده برای پیش‌بینی نسبت نم.

ساختار یک لایه پنهان، بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی جنبش‌شناسی خشک‌کردن انواع میوه‌ها مانند میوه به است [۵۳-۵۲]. بنابراین، با توجه به موارد ذکر شده، در این پژوهش از یک لایه پنهان برای مدل‌سازی استفاده شد. سپس با محاسبه MSE و انتخاب کمترین مقدار آن، تعداد مناسب نورون‌ها مشخص شد. نتایج نشان داد که خطای قابل قبولی برای این کار وجود دارد.

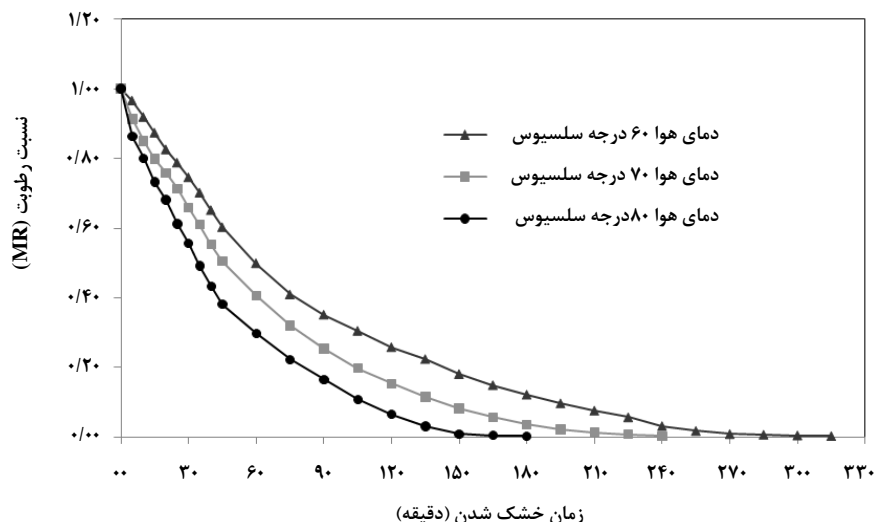
### ۳. نتایج و بحث

#### ۳-۱ نتایج آزمایشگاهی

تغییرات نسبت نم در طول زمان در دماهای گوناگون، سرعت هوا برابر  $2 \text{ m/s}$  و ضخامت برش‌های میوه برابر با  $8 \text{ mm}$  در شکل (۳) نمایش داده شده است. با توجه به شکل دیده می‌شود که مقدار نم به‌طور مداوم با گذشت زمان در دماهای گوناگون کاهش یافته است. همچنین، افزایش دمای هوا باعث افزایش سرعت خشک‌کردن و در نتیجه کاهش زمان خشک‌کردن شده است. برای تحلیل این رفتار می‌توان گفت: طبق قانون سرمایه‌ش نیوتن با افزایش گرادیان دما، انتقال حرارت جابه‌جایی افزایش و همچنین با افزایش دما، ضریب انتقال جرم نیز افزایش می‌یابد و در نتیجه زمان خشک‌کردن کم می‌شود.

این تصحیح وزن‌ها، تا بهترین وزن‌ها که صحیح‌ترین خروجی را برای سامانه به وجود می‌آورند، ادامه می‌یابد. به‌طور کلی در این روش با تصحیح مرتب خطا، وزن‌های بهینه به دست می‌آید. با مشخص شدن بهترین و مناسب‌ترین وزن‌ها، فرایند آموزش شبکه به پایان می‌رسد و وزن‌های بهینه ثبت می‌شوند. در آخر، این وزن‌ها در مورد داده‌های جدید که در قالب داده‌های مربوط به ارزیابی دقت مدل است، به کار گرفته می‌شوند. در این حالت با مقایسه نتایج حاصل از مدل با مقادیر آزمایشگاهی، کارایی شبکه تعیین می‌شود. در این مطالعه برای آموزش و ارزیابی دقت شبکه عصبی، از نرم‌افزار MATLAB V7.0 (R2014) استفاده شد.

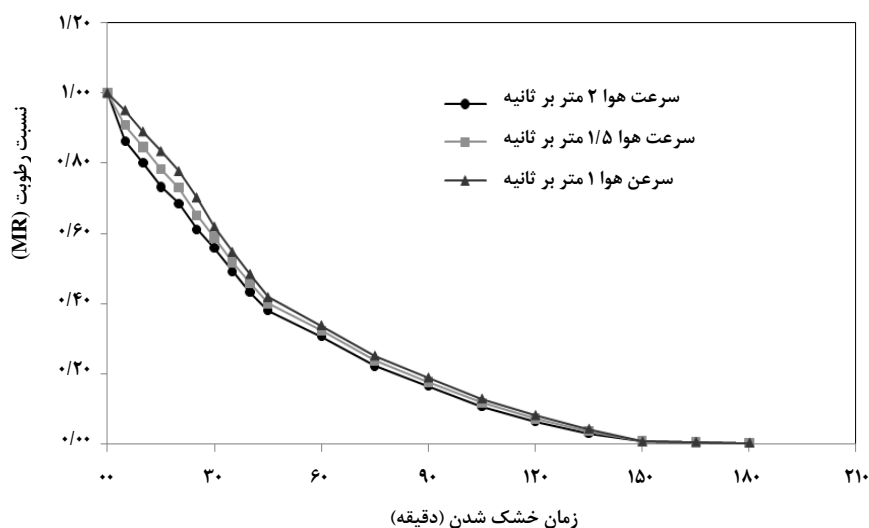
در این پژوهش، از یک شبکه عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی داده‌های به دست آمده از ۲۷ سری آزمایش استفاده شد. در این مدل، لایه ورودی دارای چهار متغیر (سرعت هوا، دمای هوا، ضخامت برش‌های میوه به و زمان خشک‌شدن) و لایه خروجی دارای یک متغیر (نسبت نم) بود. معمولاً هر عملکرد پیچیده غیرخطی را می‌توان به‌وسیله یک شبکه عصبی با یک لایه پنهان شبیه‌سازی کرد [۴۷-۵۱]، اما تعداد نورون‌ها در لایه پنهان برای هر مسأله‌ای باید بهینه شود. با استناد به نتایج سایر محققان، شبکه عصبی مصنوعی پس‌انتشار خطا با الگوریتم آموزش لوبنبرگ-مارکوات با



شکل ۳. اثر دمای هوای ورودی بر سرعت خشک‌کردن در سرعت هوا ۲ m/s و ضخامت برش میوه ۸ mm.

چنین تحلیل کرد: در مرحله نخست نم سطحی ماده تبخیر می‌شود؛ بنا بر این در این مرحله انتقال گرمای جابه‌جایی کنترل‌کننده فرایند است. پس از گذشت زمانی در حدود ۴۰ دقیقه، می‌توان گفت تقریباً تمام سطح نمونه‌ها خشک و مرحله دوم خشک‌شدن، آغاز می‌شود. در این مرحله، لایه‌های داخلی که دارای نم هستند، خشک می‌شوند. نم از لایه‌های داخلی به روی سطح نفوذ می‌کند و تبخیر می‌شود. بنا بر این سرعت نفوذ نم از لایه‌های داخلی به سطح، کنترل‌کننده فرایند است. در این حالت تغییر سرعت هوا تأثیری بر سرعت خشک‌شدن نخواهد داشت.

فرایند خشک‌کردن در دو مرحله انجام می‌شود: در مرحله نخست، نقاط خشک به تدریج در سطح جسم ظاهر می‌شوند. پس از مدتی، سطح جسم به‌طور کامل خشک می‌شود و مرحله دوم خشک‌کردن اتفاق می‌افتد. در این مرحله فرایند خشک‌کردن در لایه‌های داخلی جسم انجام می‌شود. شکل (۴) تغییرات نسبت نم را با گذشت زمان در سرعت‌های مختلف هوای ورودی، دمای هوا برابر ۸۰ °C و ضخامت برش‌های میوه برابر ۸ mm نشان می‌دهد. با توجه به این شکل می‌توان مشاهده کرد که فقط در لحظه‌های آغازین، سرعت هوا بر روی فرایند خشک‌شدن مؤثر است. دلیل آن را می‌توان



شکل ۴. اثر سرعت هوای ورودی بر سرعت خشک‌کردن در دمای هوا ۸۰ °C و ضخامت برش میوه ۸ mm.

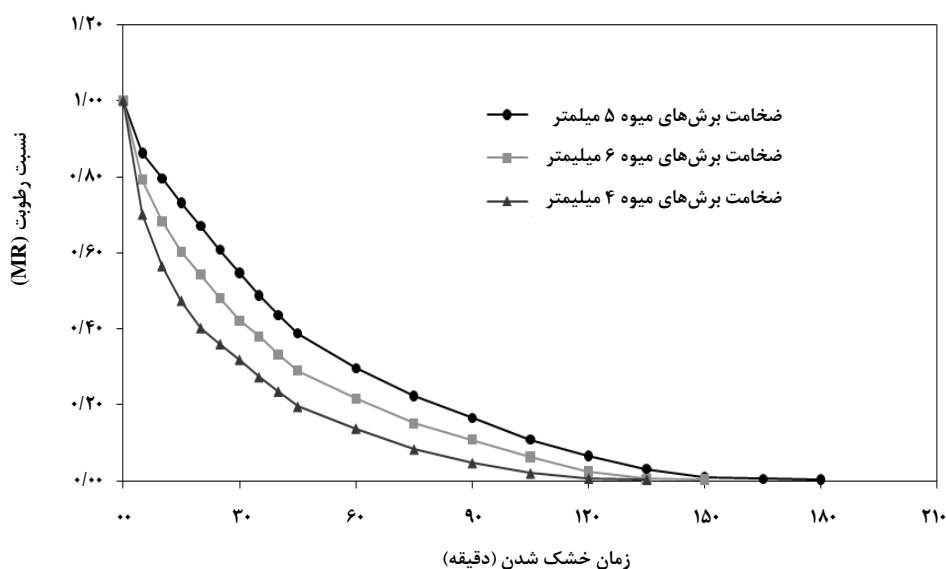


اثر ضخامت برش‌های میوه به بر سرعت خشک کردن در دمای هوا برابر با  $80^{\circ}\text{C}$  و سرعت هوا برابر با  $2\text{ m/s}$  در شکل (۵) نشان داده شده است. همان‌طور که دیده می‌شود با کاهش ضخامت، زمان خشک کردن کاهش می‌یابد. این رفتار از این رو است که در این حالت، پدیده نفوذ، فرایند را کنترل می‌کند. یعنی می‌توان گفت: وقتی ضخامت برش‌های میوه بیشتر می‌شود، مدت زمان بیشتری طول می‌کشد تا نم از لایه‌های داخلی به سطح برسد.

### ۲-۳ نتایج مدل‌سازی

۷ مدل ریاضی بر داده‌های آزمایشگاهی به دست آمده از هر سری آزمایش برآزش داده شد و بهترین مدل بر اساس معیارهای ارزیابی

مدل ریاضی بر داده‌های آزمایشگاهی به دست آمده از هر سری آزمایش برآزش داده شد و بهترین مدل بر اساس معیارهای ارزیابی



شکل ۵. اثر ضخامت برش‌های میوه به بر سرعت خشک کردن در دمای هوا  $80^{\circ}\text{C}$  و سرعت هوا  $2\text{ m/s}$ .

جدول ۳. مقایسه دقت مدل‌های ریاضی بر اساس میانگین شاخص‌های آماری.

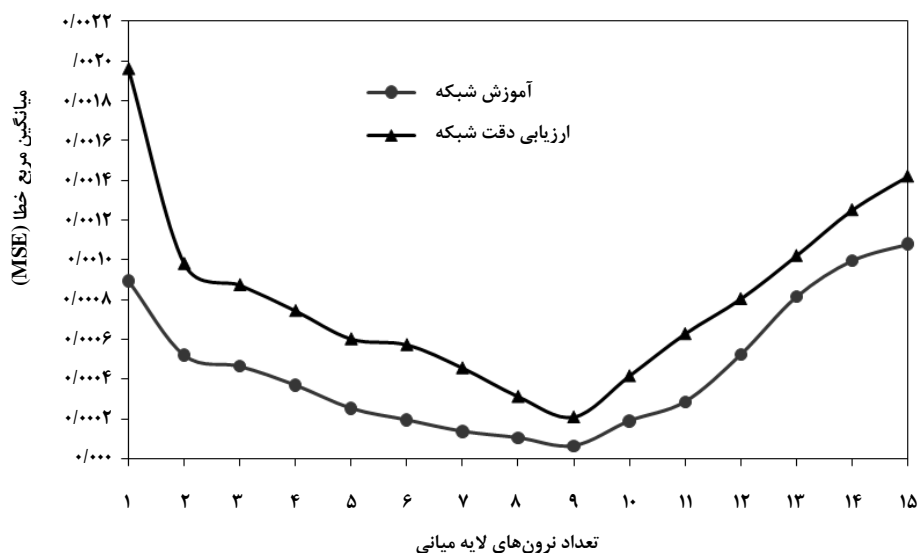
نام مدل	$R^2$	MSE	$\chi^2$
نیوتن	۰/۹۹۵۰۴۳	۰/۰۰۰۳۷۸	۰/۰۰۰۳۹۴
هندرسون و پاییس	۰/۹۹۵۳۵۲	۰/۰۰۰۳۵۷	۰/۰۰۰۳۸۹
لگاریتمی	۰/۹۹۷۹۲۴	۰/۰۰۰۱۶۹	۰/۰۰۰۱۹۳
دو جمله‌ای	۰/۹۹۶۵۲۵	۰/۰۰۰۲۷۲	۰/۰۰۰۳۲۵
پیچ	۰/۹۹۶۷۳۷	۰/۰۰۰۲۴۳	۰/۰۰۰۲۶۵
پیچ اصلاح شده	۰/۹۹۷۸۶۶	۰/۰۰۰۱۷۴	۰/۰۰۰۱۹۸
میدیلی	۰/۹۹۸۹۰۲	۰/۰۰۰۱۰۱	۰/۰۰۰۱۲۱

جدول ۴. مقادیر ثابت و شاخص‌های آماری مدل میدیلی.

ثابت‌های مدل میدیلی			شاخص‌های آماری			
b	n	$K_0(\text{min}^{-1})$	a	$X^2$	MSE	$R^2$
-۰/۰۰۰۰۴۶	۱/۰۴۵۳۲۱	۰/۰۰۶۲۸۹	۱/۰۰۱۹۳۴	$۱/۲۱ \times ۱۰^{-۴}$	$۱/۰۱ \times ۱۰^{-۴}$	۰/۹۹۸۹۰۲

خطا حاصل نمی‌شود. به عبارت دیگر، کمترین مقدار میانگین مربع خطا در تعداد نرون برابر ۹ در لایه میانی به دست آمد و شبکه بر اساس تعداد نرون برابر ۹ بهترین کارایی را داشت. بنابراین بهترین شبکه عصبی با تعداد ۹ نرون در لایه میانی انتخاب شد. در مرحله دوم مدل‌سازی، بابت انتخاب تابع انتقال لایه خروجی، تعداد نرون‌های لایه میانی برابر با ۹ در نظر گرفته شد. با انتخاب توابع مختلف برای لایه خروجی، مقدار میانگین مربع خطا و  $R^2$  آموزش و ارزیابی دقت شبکه در هر مرحله تعیین شد. جدول (۵) این مقادیر را برای توابع انتقال مختلف در لایه خروجی نشان می‌دهد. با توجه به نتایج می‌توان مشاهده کرد که بهترین تابع انتقال لایه خروجی، پیورلین است؛ زیرا میانگین مربع خطای آموزش و ارزیابی دقت شبکه در این حالت دارای کمترین مقدار و  $R^2$  نزدیک‌ترین مقدار به عدد ۱ را دارا است.

در این پژوهش به منظور مدل‌سازی فرایند به‌وسیله شبکه عصبی مصنوعی، «دو سوم» داده‌ها به صورت تصادفی برای آموزش شبکه و «یک سوم» دیگر برای ارزیابی دقت مدل‌سازی انتخاب شدند. در اولین مرحله از مدل‌سازی، تعداد بهینه نرون‌های لایه پنهان به دست آمد. برای این کار از تعداد ۱ تا ۱۵ عدد نرون در لایه میانی استفاده شد. با محاسبه میانگین مربع خطای مربوط به آموزش و ارزیابی دقت شبکه و انتخاب کمترین مقدار آن، تعداد مناسب نرون‌ها مشخص شد. شکل (۶) مقادیر مربوط به میانگین مربع خطای آموزش شبکه و ارزیابی دقت آن بر حسب تعداد نرون‌های لایه پنهان را نشان می‌دهد. با توجه به شکل روشن است که با افزایش تعداد نرون‌ها در لایه میانی، میانگین مربع خطا کاهش می‌یابد. این روند کاهش تا تعداد نرون ۹ ادامه می‌یابد؛ ولی با افزایش تعداد نرون‌ها بیشتر از ۹، بهبودی در مقدار میانگین مربع



شکل ۶. مقادیر میانگین مربع خطای آموزش و ارزیابی دقت شبکه بر حسب تعداد نرون‌های لایه میانی.

جدول ۵. مقادیر میانگین مربع خطا و  $R^2$  آموزش و ارزیابی دقت شبکه بر حسب توابع انتقال مختلف لایه خروجی.

ارزیابی دقت شبکه		آموزش شبکه		تابع انتقال لایه خروجی
$R^2$	MSE	$R^2$	MSE	
۰/۹۸۰۴۵۶	$۶/۵۸ \times 10^{-1}$	۰/۹۹۸۸۶۴	$۹/۱۱ \times 10^{-۳}$	Tansig
۰/۹۷۸۰۲۳	$۸/۰۹ \times 10^{-1}$	۰/۹۸۶۷۴۷	$۴/۴۱ \times 10^{-۲}$	Logsig
۰/۹۹۸۹۷۱	$۲/۰۸ \times 10^{-۴}$	۰/۹۹۹۶۸۱	$۶/۳۷ \times 10^{-۵}$	Purelin
$\log \text{sig} = \frac{1}{1+e^{-x}}$		$\text{tansig} = \frac{2}{1+e^{-x}} - 1$		$\text{purelin} = x$

دارای نزدیک‌ترین مقدار به عدد ۱ است. مقایسه نتایج بین بهترین مدل ریاضی و مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی در جدول (۷) آورده شده است. نتایج نشان می‌دهد که فرایند خشک کردن برش‌های میوه به به‌وسیله شبکه عصبی مصنوعی به‌خوبی مدل شده است. علاوه بر این، دقت مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با بهترین مدل ریاضی دارای دقت بالاتری است.

در مرحله آخر مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی، بهترین تابع انتقال لایه میانی تعیین شد. بدین منظور تعداد نرون‌های لایه میانی برابر با ۹ و تابع انتقال لایه خروجی، پیورلین در نظر گرفته شد. در جدول (۶) مقادیر  $R^2$  و میانگین مربع خطای آموزش و ارزیابی دقت شبکه بر حسب توابع انتقال مختلف لایه میانی ارائه شده است. نتایج بیانگر آن است که شبکه بر اساس تابع انتقال لگاریتم سیگموئیدی در لایه میانی، بهترین آموزش را دیده است. در این حالت میانگین مربع خطا دارای کمترین مقدار و  $R^2$

جدول ۶. مقادیر میانگین مربع خطا و  $R^2$  آموزش و ارزیابی دقت شبکه بر حسب توابع انتقال مختلف لایه میانی.

ارزیابی دقت شبکه		آموزش شبکه		تابع انتقال لایه میانی
$R^2$	MSE	$R^2$	MSE	
۰/۹۹۸۲۷۲	$۱/۲۵ \times 10^{-۳}$	۰/۹۹۸۹۰۶	$۵/۳۰ \times 10^{-۴}$	Tansig
۰/۹۹۹۰۵۳	$۹/۳۸ \times 10^{-۵}$	۰/۹۹۹۹۱۶	$۷/۹۴ \times 10^{-۶}$	Logsig
۰/۹۷۷۴۲۵	$۸/۲۹ \times 10^{-1}$	۰/۹۷۸۴۳۹	$۴/۴۳ \times 10^{-1}$	Purelin

جدول ۷. مقایسه مدل‌سازی ریاضی و شبکه عصبی مصنوعی.

MSE	$R^2$	نام مدل
$۱/۰۱ \times 10^{-۴}$	۰/۹۹۸۹۰۲	میدیلی
$۷/۹۴ \times 10^{-۶}$	۰/۹۹۹۹۱۶	شبکه عصبی مصنوعی (آموزش شبکه)
$۹/۳۸ \times 10^{-۵}$	۰/۹۹۹۰۵۳	شبکه عصبی مصنوعی (ارزیابی دقت شبکه)

- [5] Noshad, M., Mohebbi, M., Shahidi, F., Mortazavi, S. A., "Kinetic modeling of rehydration in air-dried quinces pretreated with osmotic dehydration and ultrasonic", *J. Food Process. Preserv.*, 36, pp. 383-392, (2012).
- [6] Doymaz, İ., İsmail, O. "Drying characteristics of sweet cherry", *Food Bioprod Process.*, 89, pp. 31-38, (2011).
- [7] Hasan, M. U., Malik, A. U., Ali, S., Imtiaz, A., Munir, A., Amjad, W., Anwar, R., "Modern drying techniques in fruits and vegetables to overcome postharvest losses: A review", *J Food Process Preserv.*, 43, pp. 1-15, (2019).
- [8] Jing, L., Zhenfeng, L., Ning W., Raghavan, G. S. V., Yongsheng P., Chunfang S., Guanyu, Z., "Novel Sensing Technologies During the Food Drying Process", *Food Engineering Reviews*, 12, pp. 121-148, (2020).
- [9] Karim, M. A., Hawlader, M. N. A., "Mathematical modeling and experimental investigation of tropical fruits drying", *Int. J. Heat Mass Tran.*, 48, pp. 4914-4925, (2005).
- [10] Supmoon, N., Noomhorm, A., "Influence of combined hot air impingement and infrared drying on drying kinetics and physical properties of potato chips", *Drying Technol.*, 31, pp. 24-31, (2013).
- [11] Silva, V., Figueiredo, A. R., Costa, J. J., Guiné, R. P. F., "Experimental and mathematical study of the discontinuous drying kinetics of pears", *J. Food Eng.*, 134, pp. 30-36, (2014).
- [12] Lagunas, L. M., Ramírez, J. R., Gracida, M. C., Torres, S. S., Bernal, G. B., "Convective drying kinetics of strawberry (*fragaria ananassa*): effects on antioxidant activity, anthocyanins and total phenolic content", *Food Chem.*, 230, pp. 174-181, (2017).
- [13] Durigon, A., Parisotto, E. I. B., Carciofi, B. A. M., Laurindo, J. B., "Heat transfer and drying kinetics of tomato pulp processed by cast-tape drying", *Drying Technol.*, 35, pp.1-9, (2017).
- [14] Senadeera, W., Adiletta, G., Önal, B., Di Matteo, M., Russo, P., "Influence of Different Hot Air-Drying Temperatures on Drying Kinetics, Shrinkage, and Colour of Persimmon Slices", *Foods* 9, 101, (2020).
- [15] Sacilik, K., Elicin, A. K. "The thin layer drying characteristics of organic apple slices", *J. Food Eng.*, 73, pp. 281-289, (2006).
- [16] Babalis, S. J., Belessiotis, V. G., "Influence of the drying conditions on the drying constants and moisture diffusivity during the thin-layer drying of figs", *J. Food Eng.*, 65, pp. 449-458, (2004).
- [17] Kaya, A., Aydin, O., Demirtas, C., Akgun, M., "An experimental study on the drying kinetics of quince", *Desalination*, 212, pp. 328-343, (2007).

#### ۴. نتیجه‌گیری کلی

در این پژوهش، فرایند خشک‌شدن میوه به در یک خشک‌کن سینی‌دار با جریان هوای داغ مطالعه شد. بدین منظور اثر چهار مشخصه ضخامت برش‌های میوه، دمای هوا، سرعت هوا و زمان خشک‌کردن بر نسبت نم بررسی شد. نتایج آزمایشگاهی نشان داد که افزایش دمای هوا و کاهش ضخامت برش‌های میوه سبب افزایش سرعت خشک‌کردن و در نتیجه کاهش زمان خشک‌کردن شد. از طرفی افزایش سرعت هوای ورودی فقط در لحظه‌های اولیه بر سرعت خشک‌کردن مؤثر بود. همچنین در این پژوهش، فرایند خشک‌کردن برش‌های میوه به به‌وسیله مدل‌های ریاضی و شبکه عصبی مصنوعی مدل‌سازی شد. ۷ مدل ریاضی بر داده‌های آزمایشگاهی به دست آمده از ۲۷ سری آزمایش برآزش داده و بهترین مدل انتخاب شد. نتایج مدل‌سازی ریاضی نشان‌دهنده آن بود که مدل میدیلی رفتار فرایند خشک‌کردن برش‌های میوه به را نسبت به سایر مدل‌ها بهتر توصیف کرد. در مدل‌سازی به‌وسیله شبکه عصبی مصنوعی، اثر تمام مشخصه‌های ورودی در فرایند خشک‌کردن به‌طور هم‌زمان بررسی شد. نتایج نشان داد که یک شبکه عصبی با چهار متغیر ورودی، یک متغیر خروجی، یک لایه پنهان با تعداد ۹ نرون و توابع انتقال لگاریتم سیگموئیدی برای لایه پنهان و پیورلین برای لایه خروجی در مقایسه با بهترین مدل ریاضی دارای دقت بالاتری بود.

#### مراجع

- [1] Shinomiya, F., Hamazu, Y., Kawahara, T., "Anti-allergic effect of a hot-water extract of quince (*cydonia oblonga*)", *Biosci. Biotechnol. Biochem.*, 73, pp. 1773-1778, (2009).
- [2] Thakur, B. R., Singh, R. K., Handa, A. K., "Chemistry and uses of pectin- a review. *Crit. Rev*", *Food Sci. Nutr.*, 37, pp. 47-73, (1997).
- [3] Silva, B. M., Andrade, P. B., Valentão, P., Ferreres, F., Seabra, R. M., Ferreira, M. A., "Quince (*cydonia oblonga miller*) fruit (pulp, peel, and seed) and jam: antioxidant activity", *J. Agric. Food Chem.*, 52, pp. 4705-4712, (2004).
- [4] Mohebbi, S., Naserkheil, M., Kamalinejad, M., Hosseini, S. H., Noubarani, M., Mirmohammadlu, M., Eskandari, M. R., "Antihyperglycemic activity of quince (*Cydonia oblonga Mill.*) fruit extract and its fractions in the rat model of diabetes", *International Pharmacy Acta*, 2, pp. 1-8, (2019).

- [18] Doymaz, İ., Demir, H., Yildirim, A., "Drying of quince slices: effect of pretreatments on drying and rehydration characteristics", *Chem. Eng. Commun.*, 202, pp. 1271-1279, (2015).
- [19] Barroca, M. J., Guine, R. P. F., "Study of drying kinetics of quince", In: *Proceedings of the 3rd Int. Conf. of Agric. Eng.* (pp. 6-15), Valencia, Spain. (2012).
- [20] Tzempelikos, D. A., Mitrakos, D., Vouros, A. P., Bardakas, A. V., Filios, A. E., Margaris, D. P., "Numerical modelling of heat and mass transfer during convective drying of cylindrical quince slices", *J. Food Eng.*, 156, pp. 10-21, (2015).
- [21] Cano, L. B., Verdugo, A. S., Gutierrez, L. M. G., Rivas, U. R., "Modeling the thin-layer drying process of granny smith apples: application in an indirect solar dryer", *Appl. Therm. Eng.*, 108, pp. 1086-1094, (2016).
- [22] Hasan, A. A. M., Bala, B. K., Rowshon, M. K., "Thin layer drying of hybrid rice seed", *Eng. Agric. Environ. Food*, 7, pp. 169-175, (2014).
- [23] Ashtiani, S. H. M., Salarikia, A., Golzarian, M. R., "Analyzing drying characteristics and modeling of thin layers of peppermint leaves under hot-air and infrared treatments", *Inform. Process. Agric.*, 4, pp. 128-139, (2017).
- [24] Koua, K. B., Fassinou, W. F., Gbaha, P., Toure, S., "Mathematical modelling of the thin layer solar drying of banana, mango and cassava", *Energy*, 34, pp. 1594-1602, (2009).
- [25] Avhad, M. R., Marchetti, J. M. "Mathematical modelling of the drying kinetics of hass avocado seeds", *Ind. Crop. Prod.*, 91, pp. 76-87, (2016).
- [26] Sadeghi, E., Haghghi Asl, A., Movagharnejad, K., "Mathematical modelling of infrared-dried kiwifruit slices under natural and forced convection", *Food Sci. Nutr.*, pp. 3589-3606, (2019).
- [27] Doymaz, I., "Thin-layer drying of spinach leaves in a convective dryer", *J. Food Process Eng.*, 32, pp. 112-125, (2009).
- [28] Ruhanian, S., Movagharnejad, K., "Mathematical modeling and experimental analysis of potato thin-layer drying in an infrared-convective dryer", *Eng. Agric. Environ. Food*, 9, pp. 84-91, (2016).
- [29] Mirzaei Ghaleh, A., Rafiei, Sh., Kayhani, A., Imam Jomeh, Z., Taheri Gravand, A., "Modeling the drying of the thin layer of apricots. scientific magazine", *Food Processing and Storage*, Volume 1, Number 2, pp. 139-150, (1388). [In Persian].
- [30] Poonnoy, P., Tansakul, A., Chinnan, M., "Artificial neural network modeling for temperature and moisture content prediction in tomato slices undergoing microwave-vacuum drying", *J. Food Sci.*, 72, pp. 42-47, (2007).
- [31] Salehi, F., Kashani Nejad, M., Sadeghi Mahonak, A., Ziaifar, A. M., "The process of drying a button mushroom by the infrared system. scientific magazine", *Innovative Food Technologies*, 2, No. 8, pp. 39-47, (1394). [In Persian].
- [32] Çakmak, G., Yıldız, C., "The prediction of seedy grape drying rate using a neural network method", *Comput. Electron. Agric.*, 75, pp. 132-138, (2011).
- [33] Khawas, P., Dash, K. K., Das, A. J., Deka, S. C., "Modeling and optimization of the process parameters in vacuum drying of culinary banana (Musa ABB) slices by application of artificial neural network and genetic algorithm", *Drying Technol.*, 34, pp. 491-503, (2016).
- [34] Khaled, A. Y., Kabutey, A., Selvi, K. Ç., Mizera, Č., Hrabe, P., Herák, D., "Application of Computational Intelligence in Describing the Drying Kinetics of Persimmon Fruit (Diospyros kaki) During Vacuum and Hot Air-Drying Process", *Processes.*, 8, p. 544, (2020).
- [35] Abbaspour-Gilandeh, Y., Jahanbakhshi, A., Kaveh, M., "Prediction kinetic, energy and exergy of quince under hot air dryer using ANNs and ANFIS". *Food Sci. Nutr.* 8(1), pp. 594-611, (2020).
- [36] Balbay, A., Şahin, Ö., Karabatak, M., "An investigation of drying process of shelled pistachios in a newly designed fixed bed dryer system by using artificial neural network", *Drying Technol.*, 29, pp. 1685-1696, (2011).
- [37] Nadian, M. H., Rafiee, S., Aghbashlo, M., Hosseinpour, S., Mohtasebi, S. S., "Continuous real-time monitoring and neural network modeling of apple slices color changes during hot air drying", *Food Bioprod Process.*, 94, pp. 263-274, (2015).
- [38] Özdemir, M. B., Aktaş, M., Şevik, S., Khanlari, A., "Modeling of a convective-infrared kiwifruit drying process", *Int. J. Hydrogen Energy*, 42, pp. 18005-18013, (2017).
- [39] Ayensu, A., "Dehydration of food crops using a solar dryer with convective heat flow", *Solar Energy.*, 59, pp. 121-126, (1997).
- [40] Akpınar, E.K., Bicer, Y., Yildiz, C., "Thin layer drying of red pepper", *J. Food Eng.*, 59(1), pp. 99-104, (2003).
- [41] Yagcioglu, A., Degirmencioglu, A., Cagatay, F., "Drying characteristic of laurel leaves under different conditions", In: A. Bascetincelik (Ed.), *Proceedings of the 7th international congress on agricultural Mechanization and energy.*, Adana, Turkey: Faculty of Agriculture, Cukurova University. pp. 565-569, (1999).
- [42] Togrul, I. T., Pehlivan, D., "Modeling of thin layer drying of some fruits under open-air sun drying process", *J. Food Engineering.*, 65, pp. 413-425, (2004).

- [43] Diamante, L. M., Munro, P. A., "Mathematical modeling of the thin layer solar drying of sweet potato slices", *Solar Energy.*, 51, pp. 271–276, (1993).
- [44] White, G. M., Ross, I. J., Ponekert, R., "Fully exposed drying of popcorn. *Transactions of ASAE* 24, pp. 466–468, (1981).
- [45] Midilli, A., Kucuk, H., Yapar, Z., "A new model for single layer drying", *Drying Technology*, 20(7), pp. 1503–1513, (2003).
- [46] Coulibaly, P., Anctil, F., Bobee, B., "Daily reservoir runoff forecasting using artificial neural networks with stopped training approach", *J. Hydrol.*, 230, pp. 244–257, (2000).
- [47] Yazdani, H., Khoshhal, A., Mousavi, N. S., "Evaluating the performance of a sequencing batch reactor (SBR) for sanitary wastewater treatment Using Artificial Neural Network (ANN)", *Environmental Progress & Sustainable Energy*. pp. 1–9, (2020).
- [48] Cybenko, G., "Approximation by superpositions of a sigmoidal function", *Mathematics of Control, Signals and Systems*, 2, pp. 303–314, (1989).
- [49] White, H., "Estimation, Inference and Specification Analysis", Cambridge University Press. (1994).
- [50] Bakeri, Gh., Delavar, M., Soleimani Lashkenar M., "Surface Tension Prediction of Hydrocarbon Mixtures Using Artificial Neural Network", *J. oil gas petrochem. Technol*, 2, pp. 14–26, (2015).
- [51] Mehdizadeh, B., Movagharnejad, K., "A comparison between neural network method and semi empirical equations to predict the solubility of different compounds in supercritical carbon dioxide", *Fluid Phase Equilib.* 303, pp. 40–44, (2011).
- [52] Islam, M. D. R., Sablani, S. S., Mujumdar, A. S., "Artificial neural network model for prediction of drying rates", *J. Drying Technol.*, 21(9), pp. 1867–1884, (2003).
- [53] Movagharnejad, K., Nikzad, M., "Modeling of tomato drying using artificial neural network", *J. Comput Electron Agric.*, 59, pp. 78–85, (2007).