



مدل‌سازی افت وزن زردآلو طی خشک‌کردن با خشک‌کن فرسرخ به روش بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک - شبکه عصبی مصنوعی

فخرالدین صالحی^{۱*}

تاریخ دریافت: ۹۶۷/۲۰ تاریخ پذیرش: ۹۶/۱۲/۵

^۱ استادیار دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان

*مسئول مکاتبه: Email: F.Salehi@Basu.ac.ir

چکیده

زمینه مطالعاتی: مدل‌سازی خشک‌کردن محصولات کشاورزی، یکی از راه‌های مناسب برای کنترل زمان و شرایط خشک‌کردن می‌باشد. **هدف:** در این مطالعه جهت خشک‌کردن و افزایش زمان ماندگاری زردآلو، از روش پرتودهی فرسرخ استفاده گردید. **روش کار:** اثر توان لامپ فرسرخ در سه سطح ۱۵۰، ۲۵۰ و ۳۷۵ وات، فاصله نمونه از لامپ در سه سطح ۵، ۷/۵ و ۱۰ سانتی‌متر و در مدت زمان ۱۶۰ دقیقه بر خشک‌کردن زردآلو بررسی شد. **نتایج:** نتایج خشک‌کردن زردآلو به روش فرسرخ نشان داد با افزایش توان لامپ و کاهش فاصله نمونه‌ها از منبع حرارتی، سرعت خشک‌کردن افزایش می‌یابد. مدل‌سازی فرآیند به روش الگوریتم ژنتیک - شبکه عصبی مصنوعی با ۳ ورودی (توان لامپ، فاصله لامپ و زمان) و ۱ خروجی (کاهش وزن) انجام شد. نتایج مدل‌سازی به روش الگوریتم ژنتیک - شبکه عصبی مصنوعی نشان داد شبکه‌ای با تعداد ۷ نرون در یک لایه پنهان و با استفاده از تابع فعال‌سازی سیگموئیدی می‌تواند درصد کاهش وزن را طی فرآیند خشک‌کردن زردآلو به روش فرسرخ را با ضریب همبستگی برابر ۰/۹۹۸۷ و میانگین مربعات خطا برابر ۱/۹۲۱۵ پیشگویی نماید. **نتیجه‌گیری نهایی:** نتایج آنالیز حساسیت توسط شبکه عصبی بهینه نشان داد که زمان خشک‌کردن به عنوان مؤثرترین عامل در کنترل کاهش وزن برش‌های زردآلو می‌باشد.

واژگان کلیدی: الگوریتم ژنتیک، تابع فعال‌سازی سیگموئیدی، زردآلو، شبکه عصبی مصنوعی

مقدمه

تازه و برگه زردآلو ارزش تغذیه‌ای بالایی دارند و سرشار از آهن و ویتامین‌های A، B و C می‌باشد. مقادیر بالای بتاکاروتن و لیکوپن موجود در زردآلو باعث می‌شود تا از اکسیداسیون کلاسترول بد جلوگیری کند (حسن-بیگی ۲۰۰۹؛ صالحی و همکاران ۲۰۱۵). با استفاده از روشی مناسب جهت کاهش رطوبت محصول، می‌توان خطر آلودگی آن را کاهش و مدت نگهداری را طولانی‌تر، و همچنین هزینه نگهداری و حمل و نقل را کاهش داد (صالحی و همکاران ۲۰۱۶). لذا

زردآلو با نام علمی *Prunus armeniaca* از خانواده رزاسه یکی از خوشمزه‌ترین میوه‌ها در مناطق معتدله می‌باشد. میوه آن تقریباً کروی و گوشتی و بعضی از انواع آن تقریباً بیضی شکل و یا نوک دراز بوده و به واسطه شیارهای به دو قسمت مساوی (قرینه) تقسیم می‌شود (حسن-بیگی ۲۰۰۹). ایران پس از ترکیه مهم‌ترین تولیدکننده زردآلو در جهان می‌باشد.

همکاران (۲۰۱۴) بررسی شد. نتایج نشان داد که با افزایش توان منبع حرارتی از ۱۵۰ به ۳۷۵ وات، مقدار ضریب نفوذ مؤثر افزایش یافته و ضریب نفوذ مؤثر رطوبت بادمجان در محدوده $۲/۴ \times ۱۰^{-۹}$ تا $۸/۱ \times ۱۰^{-۹}$ مترمربع بر ثانیه بود. همچنین آن‌ها مدل پیچ را به عنوان یک مدل مناسب جهت بررسی سینتیک خشک‌کردن برش‌های بادمجان معرفی نمودند.

برخی از محققین از شکل ساده شده حالت ناپایای قانون فیک برای مدل‌سازی مکانیسم خشک‌کردن استفاده کرده‌اند. مدل تجربی استفاده شده توسط این محققین ارتباطی مناسب بین پارامترها برقرار می‌کند (آروماناگاتان و همکاران ۲۰۰۹). در مورد مواد غذایی، مدل‌های غیرخطی به دلیل متغیر بودن و رفتار غیرخطی مواد طبیعی بسیار مناسب‌ترند. به علاوه خیلی از فرایندهای تولید با نوسان در شرایط فرایند همراه بوده و در خیلی از مواقع به میزان مهارت و تجربه اوپراتور ها وابسته هستند. به همین دلایل در سال‌های اخیر مدل های شبکه عصبی مصنوعی (ANN)^۱ جایگاه قابل‌توجهی در مدل‌سازی و کنترل فرایندهای صنعت غذا به خود اختصاص داده‌اند. شبکه‌های عصبی مصنوعی ابزار مناسبی برای مدل‌سازی دینامیکی می‌باشند، زیرا به پارامترهای مدل‌های فیزیکی نیاز ندارند، توانایی یادگیری روش حل مسائل را از یک سری داده آزمایشگاهی دارند و می‌توانند سیستم‌های پیچیده و غیر خطی را اداره و کنترل کنند. طبق نتایج محققین مختلف استفاده از این روش مدل‌سازی برای فرایندهای مواد غذایی مانند فیلتراسیون، اکستروژن، خشک‌کردن و غیره مناسب می‌باشد (صالحی و رضوی ۲۰۱۶؛ زیئا و همکاران ۲۰۰۹).

شبکه‌های عصبی مصنوعی قادر به مدل‌سازی سیستم‌های غیرخطی و پیچیده با تعداد زیادی داده ورودی و خروجی می‌باشند (صالحی و رضوی ۲۰۱۶). توانایی پیشگویی یک شبکه عصبی به ساختار آن یعنی

بررسی و یافتن یک روش مناسب برای خشک‌کردن زردآلوی خوراکی که باعث تولید محصولی با کیفیت بالا شود، ضروری می‌باشد.

امروزه پرتودهی با فرسرخ (IR) به عنوان منبع انرژی حرارتی برای خشک‌کردن بسیاری از محصولات کشاورزی مورد توجه قرار گرفته است. پرتو فرسرخ بخشی از طیف الکترومغناطیسی بوده و به سه دسته فرسرخ نزدیک با دامنه $۱/۴-۰/۷۵$ میکرومتر، فرسرخ متوسط با دامنه $۳-۱/۴$ میکرومتر و فرسرخ دور با دامنه $۳-۱۰۰۰$ میکرومتر تقسیم می‌شود. پرتودهی با فرسرخ در مقایسه با روش‌های حرارت دهی متداول دارای مزایای متعددی بوده و کیفیت محصول خشک‌شده آن بالاتر است. در این روش زمان فرایند کوتاه‌تر و میزان مصرف انرژی کمتر می‌باشد. همچنین می‌توان اندازه و حجم تجهیزات مورد استفاده را کاهش داد و امکان پایش پارامترهای فراوری نیز وجود دارد (پن و همکاران ۲۰۰۸، نیمول ۲۰۱۰). جذب پرتو توسط مواد غذایی عمدتاً به میزان آب، ضخامت و ماهیت فیزیکوشیمیایی محصول بستگی دارد (پن و همکاران ۲۰۰۸، نیمول ۲۰۱۰).

شارما و همکاران (۲۰۰۵) بیان نمودند در خشک‌کردن لایه نازک قطعات پیاز با استفاده از خشک‌کن مادون‌قرمز و هوای داغ، با تغییر توان مادون‌قرمز از ۳۰۰ به ۵۰۰ وات، افزایش دمای هوا از ۳۵ به ۴۵ درجه سلسیوس و افزایش سرعت جریان هوا از یک به $۱/۵$ متر بر ثانیه، زمان خشک شدن $۲/۵$ برابر کاهش پیدا کرد.

کومار و همکاران (۲۰۰۵) دریافتند که برای قطعات پیاز، ترکیب هوای داغ - مادون‌قرمز زمان خشک‌کردن را کوتاه‌تر می‌کند. در تحقیق دیگری پیاز برداشت و با سه سیستم هوای داغ، مادون‌قرمز و ترکیب هوای داغ و مادون‌قرمز خشک شد (کومار و همکاران ۲۰۰۶). سینتیک خشک‌شدن برش‌های بادمجان در یک خشک‌کن ترکیبی هوای داغ- مادون‌قرمز توسط صالحی و

1 -Artificial Neural Network (ANN)

مدل میدلی در تمامی شرایط آزمایش در مقایسه با سایر مدل‌ها نتایج بهتری را ارائه می‌نماید ($R^2=0.9982$). شبکه پرسپترون چندلایه جهت مدل‌سازی سینتیک خشک‌کردن استفاده شد. بر اساس نتایج شبکه‌ای با ساختار ۱-۴-۶-۳ بهترین کارایی را در مدل‌سازی خشک‌کردن هلو با هوای داغ داشت ($R^2=0.99996$). ارتتوک و ارتتوک (۲۰۰۷) نیز از روش‌های الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی جهت مدل‌سازی فرآیند خشک‌کردن هویج استفاده نمودند. نتایج این محققان حاکی از قدرت بالای این روش جهت مدل‌سازی فرآیندهای خشک‌کردن مواد غذایی می‌باشد.

هرناندز-پرز و همکاران (۲۰۰۴) فرآیند خشک‌کردن انبه و کاساوا را توسط شبکه عصبی مصنوعی با ۵ ورودی شامل مقدار چروکیدگی، دما، زمان، سرعت و رطوبت هوا و دو خروجی شامل دما و رطوبت انبه و کاساوا خشک‌شده مدل‌سازی نمودند و گزارش کردند که شبکه عصبی مصنوعی به‌خوبی قادر به پیشگویی دما و رطوبت محصول خشک‌شده می‌باشد و کمترین خطا با در نظر گرفتن یک لایه پنهان و سه نرون حاصل می‌شود. چیا و همکارانش (۲۰۱۱) روش طیف‌سنجی VIS-SW NIR با استفاده از مدل‌سازی PCR و شبکه عصبی را در پیشگویی محتویات جامد محلول سیب مورد مقایسه قرار دادند. آن‌ها بعد از پیش‌پردازش طیف‌ها، توسط روش PCR تعداد بهینه مؤلفه‌های اصلی را به دست آوردند. سپس این تعداد مؤلفه اصلی به عنوان ورودی شبکه و همچنین ورودی روش رگرسیون خطی چندگانه در نظر گرفته شد. نتایج تحقیق آن‌ها نشان داد که عملکرد پیش‌بینی شبکه‌ای متشکل از دو نرون در لایه پنهان در مقایسه با روش PCR به گونه معنی‌داری بهتر بوده است.

تعداد مطالعات محدودی در خصوص کاربرد مدل‌سازی الگوریتم ژنتیک - شبکه عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی فرآیندهای خشک‌کردن مواد غذایی توسط

نوع تابع فعال‌سازی، تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌های لایه پنهان بستگی دارد. تخمین تعداد نرون‌های لایه پنهان عموماً به وسیله آزمون و خطا انجام می‌شود که وقت‌گیر بوده و دارای خطا می‌باشد. لذا روش‌های بهینه‌سازی از قبیل الگوریتم ژنتیک^۱ در جهت غلبه بر این مشکل ذاتی شبکه‌های عصبی و به دست آوردن تعداد بهینه نرون‌ها در لایه پنهان مورد استفاده قرار می‌گیرند. الگوریتم ژنتیک الهام گرفته از طبیعت است و بر این اساس که بهترین‌ها حق بقا دارند، شکل گرفته است. مفاهیم اصلی الگوریتم ژنتیک شامل عملگرهای سه‌گانه انتخاب^۲، آمیزش^۳ و جهش^۴ است که در مورد سیستم‌های مصنوعی بکار می‌روند (صالحی و رضوی ۲۰۱۶؛ رمزی و همکاران ۲۰۱۵).

تأثیر دمای محلول اسمزی، در مدت زمان ۳۰ تا ۱۲۰ دقیقه و غلظت محلول اسمزی در محدوده ۳۰ تا ۶۰ درصد در طی خشک‌کردن اسمزی زردآلو توسط صالحی و همکاران (۲۰۱۵) بررسی شده است. با افزایش زمان فرآیند اسمزی از ۳۰ دقیقه به ۱۲۰ دقیقه، درصد کاهش وزن، درصد کاهش آب و مقدار جذب مواد جامد به ترتیب ۲۱/۷۸ ، ۵۰/۶۴ و ۱۵۷/۳۱ درصد افزایش یافته‌اند. همچنین این محققان به منظور پیشگویی کاهش وزن، کاهش آب و جذب مواد جامد، از مدل‌سازی الگوریتم ژنتیک - شبکه عصبی مصنوعی استفاده نمودند. نتایج نشان داد که بهترین ساختار شبکه عصبی برای پیشگویی پارامترهای فوق دارای ۱ لایه پنهان و ۱۴ نرون در هر لایه می‌باشد.

مدل‌سازی ریاضی و شبکه عصبی خشک‌کردن لایه نازک برش‌های هلو توسط یزدانی و همکاران (۲۰۱۳) انجام شده است. ابتدا برش‌های هلو در دماهای مختلف (۴۰، ۵۰، ۶۰، ۷۰ و ۸۰ درجه سلسیوس) و سرعت‌های ۱، ۱/۵ و ۲ متر بر ثانیه خشک شدند. نتایج نشان داد که

1 - Genetic Algorithm(GA)
2- Selection
3 - Crossover
4 - Mutation

داده شدند. ورقه‌های زردآلو بلافاصله پس از برش جهت پرتودهی توسط خشک‌کن فرورسرخ مورد استفاده قرار گرفتند. برای خشک‌کردن نمونه‌های برش خورده با خشک‌کن فرورسرخ (شکل ۱) از متغیرهایی شامل توان‌های لامپ فرورسرخ در سه سطح ۱۵۰، ۲۵۰ و ۳۷۵ وات و فاصله لامپ از نمونه در سه سطح ۵، ۷/۵ و ۱۰ سانتی‌متر استفاده شد. تغییرات وزن نمونه‌ها در طی خشک شدن هر یک دقیقه توسط ترازوی دیجیتالی (به صورت آنلاین) با دقت ± 0.01 گرم که در خشک‌کن تعبیه شده بود، ثبت گردید.

امواج فرورسرخ گزارش شده است. لذا هدف این تحقیق بررسی اثر عوامل مختلف (توان لامپ، فاصله نمونه از لامپ و مدت زمان خشک‌کردن) بر خشک‌کردن زردآلو به روش فرورسرخ و مدل‌سازی انتقال جرم فرآیند با استفاده از مدل‌سازی الگوریتم ژنتیک - شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد.

مواد و روش‌ها

خشک‌کردن

برای انجام آزمایش‌ها، زردآلو قیسی از استان همدان تهیه گردید. برای انجام فرآیند خشک‌کردن ابتدا زردآلوه‌ها به قطعاتی با ضخامت ۰/۵ سانتی‌متر برش



شکل ۱- خشک‌کن مادون‌قرمز مورد استفاده در این تحقیق

Figure 1- A schematic of the infrared dryer

نمودارها از برنامه (۲۰۰۷) Excel و برای تجزیه و تحلیل آماری از نرم‌افزار SAS 9.1 استفاده شد. مقایسه میانگین‌ها در سطح ۵ درصد با استفاده از آزمون چند دامنه‌ای دانکن صورت گرفت.

مدل‌سازی الگوریتم ژنتیک - شبکه عصبی

مدل‌سازی فرآیند خشک‌کردن زردآلو به روش فرورسرخ جهت پیشگویی درصد کاهش وزن به روش الگوریتم ژنتیک - شبکه عصبی مصنوعی، توسط شبکه‌های عصبی سه لایه پرسپترون پیشخور انجام پذیرفت. خروجی نرون‌های لایه پنهان و خروجی (y) از طریق

میزان کاهش وزن (WR)؛ از طریق معادله زیر محاسبه گردید.

$$WR = \frac{A_0 - A_t}{A_0} \times 100 \quad (\text{رابطه ۱})$$

WR: درصد کاهش وزن زردآلو

A_0 : جرم اولیه نمونه (gr)

A_t : جرم نمونه بعد از خشک شدن (gr)

تجزیه و تحلیل آماری در قالب فاکتوریل بر پایه طرح کاملاً تصادفی مورد بررسی قرار گرفت. برای رسم

ترتیب برای هر کروموزوم یک عدد تصادفی تولید می‌شود. اگر عدد تصادفی تولیدشده از نرخ پیوند کمتر باشد، این کروموزوم انتخاب می‌شود تا با کروموزوم‌های بعدی که شرایط فوق را دارد، آمیزش نماید. در انجام فرآیند جهش، با انتخاب مقدار ثابت نرخ جهش، برای کلیه بیت‌های کروموزوم‌های جمعیت عدد تصادفی تولید می‌شود. اگر عدد تصادفی تولیدشده از نرخ جهش کوچکتر باشد، مقدار آن بیت عوض یعنی مقدار صفر به یک و یا بالعکس تبدیل می‌شود. الگوریتم ژنتیک هنگامی که برخی ضوابط مانند تعداد معینی تولید نسل و یا میانگین انحراف معیار عملکرد اشخاص جمعیت تامین شود، به پایان می‌رسد (صالحی و رضوی ۲۰۱۶).

به منظور مدل‌سازی توسط شبکه عصبی مصنوعی، داده‌ها به سه دسته داده‌های آموزش، آزمون و ارزیابی تقسیم شدند. از توابع فعال‌سازی^۲ خطی، سیگموئیدی^۳ (رابطه ۳) و تانژانت هیپربولیک^۴ (رابطه ۴) که متداول‌ترین نوع توابع فعال‌سازی هستند، در لایه پنهان و خروجی استفاده گردید. در این پژوهش روش بهینه‌سازی لیونبرگ-مارکوت به منظور یادگیری شبکه مورد استفاده قرار گرفت (صالحی و رضوی ۲۰۱۶).

افزایش بایاس^۱ به مجموع ورودی‌های وزن دار شده با استفاده از رابطه ۲ محاسبه می‌شود (صالحی و رضوی ۲۰۱۶).

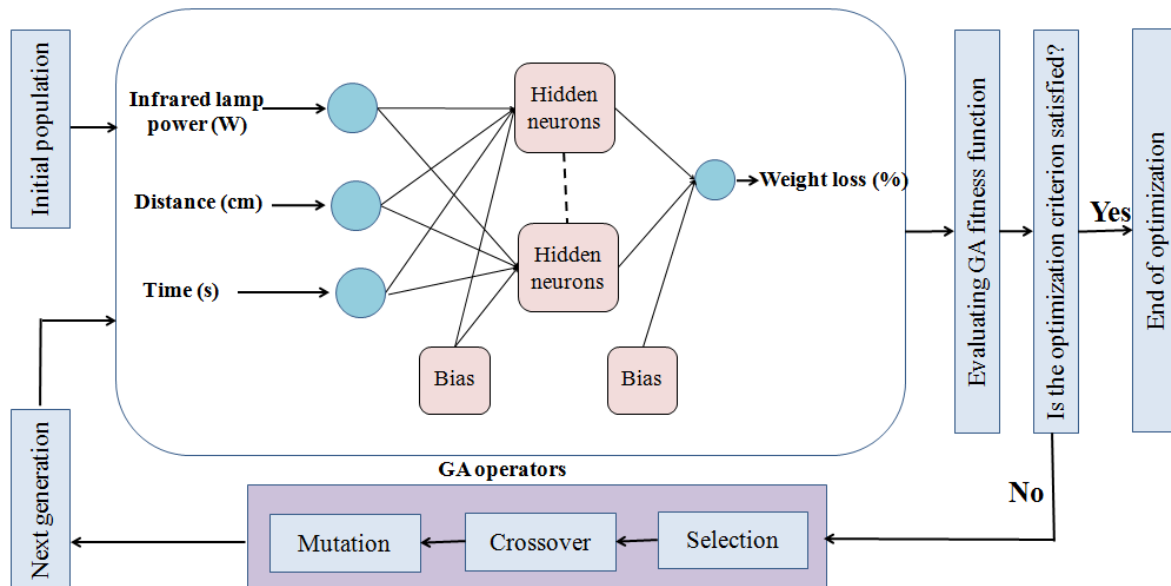
$$y_j = \sum_{i=1}^p f(W_{ij}X_i + b_j) \quad (\text{رابطه } 2)$$

در معادله فوق W_{ij} ضریب وزنی نرون شماره i که به نرون شماره j متصل است، می‌باشد. p تعداد ورودی‌های هر نرون، x مقدار ورودی هر نرون و b_j بردار بایاس نرون j است.

تعداد نرون‌های لایه‌های ورودی و خروجی براساس تعداد متغیرهای ورودی به شبکه و تعداد متغیرهای خروجی مورد نظر تعیین می‌شود. در این مطالعه سه ورودی (توان لامپ، فاصله نمونه از لامپ و مدت زمان خشک‌کردن) و یک خروجی (درصد کاهش وزن) در نظر گرفته شد (شکل ۲). تعداد نرون‌های لایه پنهان، وابستگی کامل به نوع کاربرد و شرایط تعیین پارامترهای شبکه دارد. برای رسیدن به ترکیبی مناسب از تعداد نرون‌ها در لایه پنهان که حداقل خطا را در برداشته باشد، فرآیند بهینه‌سازی تعداد نرون‌ها در لایه پنهان شبکه عصبی به روش الگوریتم ژنتیک انجام گرفت. جمعیت اولیه برای تولید نسل‌ها ۱۰۰ و حداکثر تعداد نسل‌ها نیز ۱۰۰ نسل در نظر گرفته شده است (صالحی و رضوی ۲۰۱۶). احتمال آمیزش و جهش بر اساس توصیه راهنمای نرم‌افزار نروسولوشن^۲ (نسخه ۶)، ۰/۹ و ۰/۰۱؛ و تعداد نرون‌ها جهت بهینه‌سازی ۱ تا ۳۰ عدد در نظر گرفته شد. در فرآیند تکثیر، کروموزوم‌هایی با شایستگی بالا شانس تکرار بیشتر در جمعیت منتخب را پیدا می‌کنند که این کار توسط فرآیند انتخاب صورت می‌پذیرد. پس از تکمیل فرآیند انتخاب، نوبت به اعمال عملگر بر روی جهت منتخب به منظور تولید جمعیت فرزندان می‌رسد. در انجام فرآیند پیوند، با انتخاب مقدار ثابت نرخ پیوند، به

3- Activation function
4- Sigmoid functions
5- Hyperbolic tangent function

1 - Bias
2- Neurosolution software (Excel software release 6.0), NeuroDimension, Inc., USA



شکل ۲- شماتیک سیستم الگوریتم ژنتیک - شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده در این مطالعه
 Figure 2- Schematic of optimization by genetic algorithm-artificial neural network

جهت دستیابی به شبکه بهینه بررسی شد. آنالیز حساسیت نیز با استفاده از این نرم‌افزار انجام گرفت.

$$\text{Sig} = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (\text{رابطه ۳})$$

$$\text{tanh} = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (\text{رابطه ۴})$$

نتایج و بحث

خشک‌کردن

افزایش توان لامپ فرسرخ باعث افزایش دمای خشک‌کن می‌گردد که از یک طرف باعث افزایش ظرفیت جذب رطوبت هوا به دلیل افزایش اختلاف دما بین هوا و محصول شده و از طرف دیگر باعث گرم شدن سریع‌تر محصول و تبخیر بهتر آب از آن می‌شود؛ در نهایت باعث کاهش زمان خشک شدن می‌گردد (صالحی و همکاران ۲۰۱۷). جهت بررسی اثر توان لامپ فرسرخ بر سرعت خشک شدن برش‌های زردآلو، از سه لامپ فرسرخ با توان‌های ۱۵۰، ۲۵۰ و ۳۷۵ وات استفاده گردید. نتایج نشان داد که تغییر توان لامپ اثر معنی‌داری ($P < 0.05$) بر خروج آب از برش‌های زردآلو دارد و با افزایش توان لامپ، زمان خشک شدن کاهش می‌یابد. همان‌طور که در شکل ۳ ملاحظه می‌شود، در یک فاصله ثابت از نمونه‌ها و در مدت زمان ۳۲ دقیقه، با

در این معادلات x مقدار ورودی هر نرون می‌باشد. برای ارزیابی شبکه عصبی استفاده‌شده جهت پیشگویی پارامترهای مورد بررسی، از شاخص ضریب همبستگی، میانگین مربعات خطا، میانگین مربعات خطای نرمالیزه شده^۲ و میانگین خطای مطلق^۳ استفاده گردید. نرم‌افزار نروسولوشن جهت مدل‌سازی الگوریتم ژنتیک - شبکه عصبی استفاده گردید. در این نرم‌افزار با تغییر نوع تابع فعال‌سازی؛ تعداد داده‌های استفاده‌شده جهت یادگیری، آزمون و ارزیابی و قاعده یادگیری لیونبرگ-مارکوت^۴ بهترین ساختار^۵ شبکه

- 1- Correlation coefficient (r)
- 2 -Mean Square Error
- 3 -Normalized mean square error
- 4 -Mean absolute error
- 5 - Levenberg-Marquardt (LM)
- 6- Topology

خشک‌کردن شلتوک مرطوب نسبت به شلتوک خشک بیشتر است.

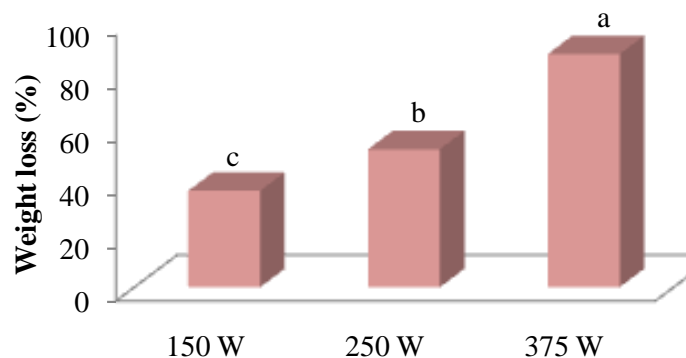
نتایج حاکی از معنی‌دار بودن ($P < 0.05$) اثر تغییر فاصله لامپ از نمونه‌ها، بر مقدار کاهش وزن برش‌های زردآلو می‌باشد و با کاهش فاصله لامپ، زمان خشک شدن کاهش می‌یابد. در شکل ۵ اثر فاصله لامپ فرسرخ از ورقه‌های زردآلو بر درصد کاهش وزن نمونه‌ها به نمایش در آمده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود با افزایش فاصله نمونه‌ها از منبع فرسرخ، سرعت خشک شدن کاهش و رطوبت نمونه‌های زردآلو کاهش می‌یابد. با افزایش فاصله لامپ ۱۵۰ وات از ۵ به ۱۰ سانتی‌متر و در مدت زمان ۹۸ دقیقه، درصد کاهش وزن از ۸۷/۴۳ به ۷۸/۲۶ درصد برای نمونه زردآلو کاهش یافت.

حسینی قابوس و همکاران (۲۰۱۶) تغییرات برخی از پارامترهای فیزیکوشیمیایی و مهندسی کدوخلوایی با روش خشک‌کردن فرسرخ را بررسی نموده‌اند. نتایج خشک‌کردن کدوخلوایی با سامانه مادون‌قرمز حاکی از این بود که با افزایش توان لامپ زمان خشک شدن کاهش می‌یابد. با افزایش توان لامپ مادون‌قرمز، زمان خشک شدن کدوخلوایی کاهش یافته و نمونه‌ها با سرعت بیشتری رطوبت خود را از دست داده‌اند. افزایش توان لامپ مادون‌قرمز و کاهش ضخامت باعث کاهش زمان خشک شدن کدوخلوایی شد.

افزایش توان لامپ از ۱۵۰ به ۳۷۵ وات، مقدار کاهش وزن از ۳۶/۳۴ به ۸۷/۹۰ درصد افزایش یافت.

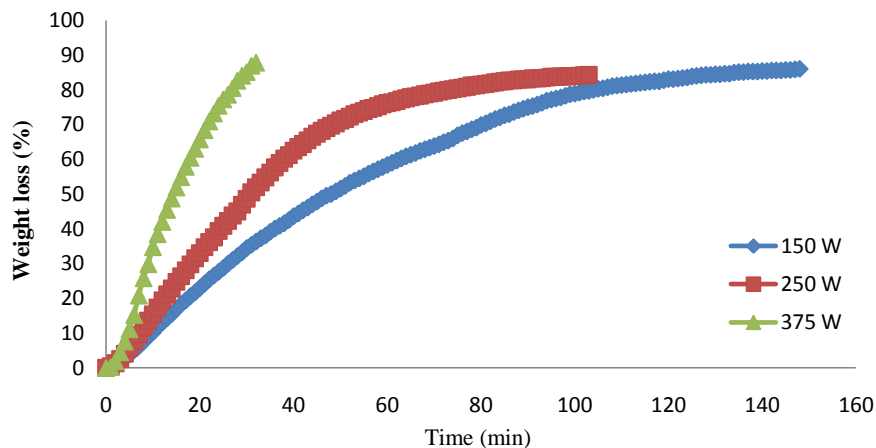
در شکل ۴ اثر زمان خشک‌کردن ورقه‌های زردآلو توسط سامانه مادون بر درصد کاهش وزن نمونه‌ها به نمایش در آمده است. با افزایش زمان خشک شدن نیز مقدار رطوبت خارج‌شده از نمونه‌ها افزایش یافت.

هبار و همکاران (۲۰۰۴) از یک خشک‌کن ترکیبی فرسرخ با هوای داغ در سه حالت ترکیبی، فرسرخ به‌تنهایی و هوای داغ به‌تنهایی برای خشک‌کردن سیب‌زمینی و هویج استفاده کردند. نتایج به دست آمده حاکی از کاهش زمان خشک شدن و کاهش انرژی مصرفی در خشک‌کن ترکیبی نسبت به فرسرخ و هوای داغ بود که هم‌راستا با نتایج این پژوهش است. در پژوهشی دیگر نیز افضل و همکاران (۱۹۹۹) میزان مصرف انرژی و کیفیت جو خشک‌شده را در دو خشک‌کن همرفتی و ترکیبی فرسرخ و هوای داغ مقایسه کردند. این محققان گزارش کردند که استفاده از اشعه فرسرخ در خشک‌کن همرفتی باعث افزایش سرعت خشک شدن و کاهش قابل‌توجه انرژی مصرفی نسبت به خشک‌کن همرفتی بدون استفاده از اشعه فرسرخ می‌شود. مسو و همکاران (۲۰۰۴) پس از پژوهش لازم در خشک‌کردن شلتوک که شامل خشک‌کردن ابتدا با بستر سیال و سپس با مادون‌قرمز بود به این نتیجه رسیدند که شدت تابش مادون‌قرمز در



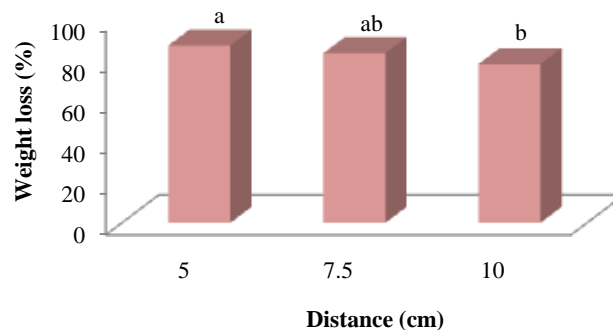
شکل ۳- اثر توان لامپ فرسرخ بر کاهش وزن زردآلو (۱۰ سانتی‌متر و ۳۲ دقیقه)

Figure 3- Effect of infrared lamp power on weight loss of apricot (32 min and 10 cm)



شکل ۴- اثر توان لامپ فروسرخ و زمان بر کاهش وزن زردآلو (۱۰ سانتی‌متر)

Figure 4- Effect of infrared lamp power and drying time of on weight loss of apricot (10 cm)



شکل ۵- اثر فاصله لامپ فروسرخ از سطح نمونه بر کاهش وزن برش‌های زردآلو (۹۸ دقیقه و ۱۵۰ وات)

Figure 5- Effect of infrared lamp distance from apricot slices on weight loss (98 min and 150 W)

گردید. توان لامپ، فاصله نمونه از لامپ و مدت زمان خشک‌کردن به عنوان ورودی‌های شبکه در نظر گرفته شدند و درصد کاهش وزن به عنوان خروجی شبکه انتخاب گردید. با توجه به مقدار خطای کمتری که با استفاده تابع فعال‌سازی سیگموئیدی به دست آمد، این نوع تابع به عنوان تابع فعال‌سازی در لایه پنهان و خروجی انتخاب گردید.

بر اساس روش آزمون و خطا مشخص شد در صورتی که ۲۰ درصد داده‌ها برای آموزش استفاده گردد، شبکه به‌خوبی قادر به یادگیری روابط بین ورودی‌ها و خروجی‌ها می‌باشد (جدول ۱). ۲۰ درصد

نتایج مدل‌سازی الگوریتم ژنتیک - شبکه عصبی

مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از روش‌های مدل‌سازی غیرخطی هستند که در آن‌ها امکان مدل‌سازی یک تابع غیرخطی که بردار ورودی را به یک مقدار کمی نگاشت می‌کند وجود دارد. به همین دلیل، شبکه‌های عصبی به‌طور گسترده در سنجش‌های کیفی و کمی محصولات کشاورزی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. به منظور پیشگویی درصد کاهش وزن در طی خشک‌کردن زردآلو به روش فروسرخ از مدل‌سازی الگوریتم ژنتیک - شبکه عصبی مصنوعی استفاده

لایه پنهان را تست کردند و در نهایت با بررسی مقادیر MSE و R^2 در هر یک از این شبکه‌ها، توپولوژی ۴-۷-۱ را با میزان R^2 بالای ۰/۹۶ به عنوان توپولوژی بهینه انتخاب کردند. بنابراین می‌توان با استناد به نتایج سایر محققین و همچنین نتایج بدست آمده در این پژوهش عنوان کرد که شبکه‌های عصبی مصنوعی پس انتشار پیشخور و اکثراً توپولوژی‌های دارای یک لایه پنهان بهترین مدل‌های عصبی برای پیش‌بینی سینتیک خشک‌کردن انواع مختلف سبزی‌ها و میوه‌ها می‌باشند.

داده‌ها هم برای آزمون شبکه آموزش‌دیده استفاده گردید. به منظور ارزیابی شبکه هم از باقی‌مانده داده‌ها (۶۰ درصد) استفاده گردید. نتایج این پژوهش نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی دارای ۷ نرون در لایه پنهان می‌تواند به خوبی درصد کاهش وزن ($R^2=0/9987$) در طی فرآیند خشک‌کردن زردآلو به روش فرسوخ را پیشگویی نماید (جدول ۲).
زیتا و همکاران در سال ۲۰۰۹ در مورد خشک‌کردن اسمزی مانگو، شبکه‌های عصبی با ۱ تا ۱۰ نرون در

جدول ۱- مقادیر بهینه پارامترهای الگوریتم ژنتیک- شبکه عصبی مصنوعی

Table 1- Optimal values of the genetic algorithm-artificial neural network parameters

Testing data %	Validating data %	Training data %	The number of hidden layer neurons.	Type of activation function	Learning rule	Number of hidden layers
60%	20%	20%	7	Sigmoid	Levenberg-Marquardt	1

هدف از فرآیند آموزش شبکه عصبی مصنوعی به دست آوردن بردارهای وزن و بایاس شبکه عصبی بهینه است. در جدول ۳، مقادیر وزن‌ها و بایاس‌های متناظر با هر نرون برای شبکه عصبی دارای ۷ نرون در لایه پنهان آورده شده است. با استفاده از یک برنامه کامپیوتری و داده‌های ارائه‌شده در جدول ۳ می‌توان مقادیر کاهش وزن زردآلو در طی خشک‌کردن با مادون‌قرمز را بدون انجام هیچ‌گونه آزمایشی پیشگویی نمود.

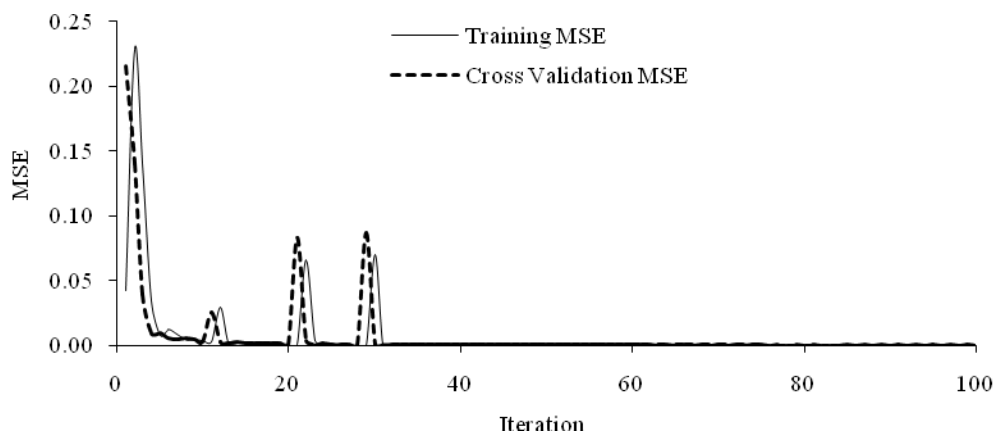
مقادیر واقعی داده‌های ارزیابی (۶۰ درصد داده استفاده‌نشده توسط شبکه) و پیشگویی شده درصد کاهش وزن توسط شبکه عصبی بهینه (۳/۷/۱) در شکل ۷ نشان داده شده است. مقدار بالای ضریب همبستگی نشان‌دهنده کارایی بالای شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد.

جدول ۲- مقادیر خطاها در پیش‌بینی داده‌های ارزیابی توسط شبکه عصبی مصنوعی بهینه دارای ۷ نرون در لایه پنهان

Table 2- The errors values in the prediction of testing data by optimal artificial neural network with 7 neurons in the hidden layer

Error	Weight loss (%)
Mean squared error	1.9215
Normalized Mean squared error	0.0026
Mean absolute error	0.6213
Correlation coefficient	0.9987

مقدار میانگین مربعات خطا در برابر تعداد نسل‌های تشکیل‌شده، در شکل ۶ به نمایش در آمده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود در همان نسل‌های اول مقدار خطا کاهش می‌یابد و بعد از تشکیل حدود ۳۲ نسل، مقدار خطا به مقدار ثابتی می‌رسد. کاهش سریع در نمودار میانگین مربعات خطا در سیکل‌های اولیه آموزش نشان از یادگیری سریع شبکه می‌باشد که این از ویژگی‌های شناخته‌شده فن اپتیمم سازی لیونبرگ-مارکت می‌باشد.



شکل ۶- مقادیر میانگین مربعات خطا (MSE) به عنوان تابعی از تعداد سیکل‌های یادگیری طی فرآیند یادگیری و آزمون شبکه عصبی مصنوعی

Figure 6- Mean square error (MSE) values as a function of the learning iterations number during training and validation by artificial neural network

مناسب تجهیزات فرآوری و بهینه‌سازی فرآیند مورد استفاده قرار گیرد.

لرتوراسیریکول و ستان (۲۰۱۰) مدل‌سازی انتقال جرم آبیگری اسمزی پوست لیموی آفریقای را توسط شبکه‌ی عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار دادند. نتایج پیش‌بینی میزان دفع آب و جذب مواد جامد توسط شبکه عصبی چند لایه با سه ورودی (دما، زمان غوطه‌وری در محلول اسمزی و غلظت مواد جامد) نشان داد که بهترین شبکه با کمترین مجموع مربعات خطا برابر ۰/۰۰۶۶ و بیش‌ترین میانگین ضریب رگرسیون ۰/۹۷۲۵ با یک لایه مخفی و پنج نرون و روش بهینه‌سازی لیونبرگ-مارکوت به دست می‌آید. موقرنژاد و نیکزاد (۲۰۰۷) فرآیند خشک‌کردن گوجه‌فرنگی در خشک‌کن قفسه‌ای را توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی با سه ورودی توان گرم‌کننده، سرعت جریان هوا و زمان خشک‌کردن و یک خروجی نسبت رطوبت گوجه‌فرنگی خشک‌شده مدل‌سازی نمودند. نتایج نشان داد که کمترین خطا با یک لایه پنهان و ۴ نرون حاصل می‌شود. مقایسه مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی با مدل‌های تجربی نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به مدل‌های تجربی، رفتار خشک شدن را با دقت بالاتری پیش‌بینی می‌کند.

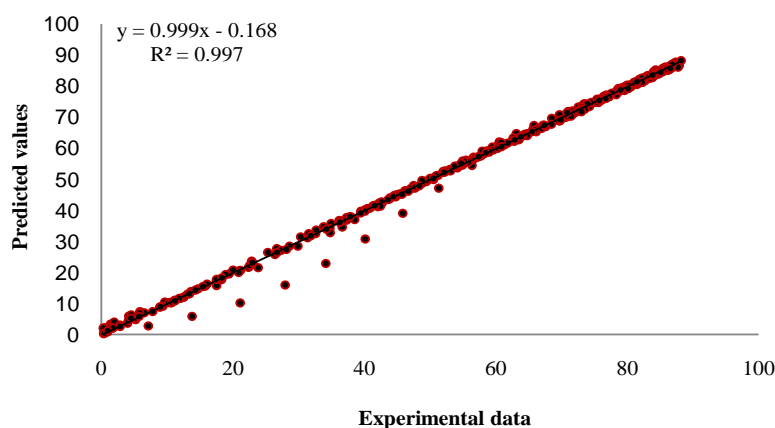
میزان بالای ضرایب همبستگی در شکل ۷ که مقادیر پیش‌بینی شده توسط این شبکه بهینه را در مقابل داده‌های آزمایشگاهی برای متغیر خروجی مورد نظر نشان می‌دهد، را می‌توان دلیلی دیگر بر دقت بالای این مدل دانست. در مطالعات انجام شده به وسیله پولیگنی و همکارانش در سال ۲۰۰۲ که از شبکه‌های عصبی برای مدل‌سازی عمل‌آوری گوشت خوک در محلول گلوکز همراه با طعم‌دهنده‌ی دود مایع استفاده کردند، کارایی بالای این مدل با میزان ضریب همبستگی ۰/۹۱ برای کاهش آب و ۰/۹۶ برای جذب مواد جامد تأیید شد. صالحی و همکاران (۲۰۱۵) به بررسی مدل‌سازی فرآیند خشک‌کردن اسمزی زردآلو با استفاده از الگوریتم ژنتیک - شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. ساختارهای مختلف شبکه عصبی چند لایه پرسپترون برای پیش‌گویی انتقال جرم زردآلو آبیگری شده را مورد آزمون قرار داده و نتایج گزارش شده نشان داد شبکه‌ای با تعداد ۱۴ نرون در یک لایه پنهان به خوبی درصد کاهش وزن

($R^2=0/98$)، درصد کاهش آب ($R^2=0/97$) و مقدار جذب مواد جامد ($R^2=0/96$) در طی فرآیند خشک‌کردن اسمزی زردآلو را پیش‌گویی می‌نماید. این مدل می‌تواند به منظور تولید محصولی با کیفیت مطلوب، طراحی

جدول ۳- مقادیر وزن‌ها و بایاس‌های متناظر با هر نرون در مدل الگوریتم ژنتیک - شبکه عصبی مصنوعی نهایی

Table 3- The weights and bias values of optimized neural network

Output neurons		Input neurons			Hidden neurons
Weight loss	Time (s)	Distance (cm)	Infrared lamp power (W)	Bias	
-0.6288	0.1673	3.6196	9.9713	6.3792	1
0.1801	0.1922	0.9386	-0.8155	0.4201	2
-0.1339	9.7865	-1.4002	3.3981	1.9860	3
0.3658	1.9757	3.9831	-0.0928	0.1020	4
1.6987	0.4308	-0.0238	-3.1688	4.3007	5
0.336	2.4265	0.6324	0.5586	0.1163	6
1.8624	1.8562	-2.6582	1.3906	0.9490	7
-7.1670					Bias

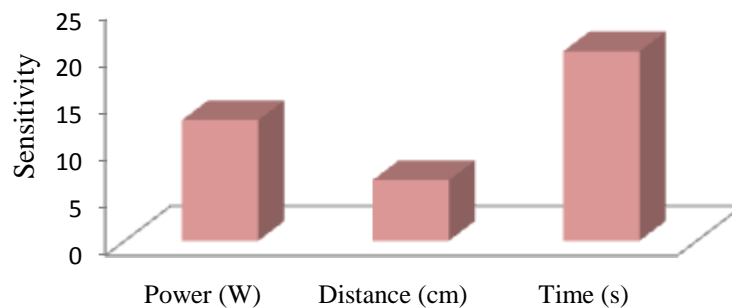


شکل ۷- مقادیر تجربی داده‌های ارزیابی در برابر مقادیر پیشگویی شده درصد کاهش وزن طی خشک‌کردن زردآلو به روش فرسرخ

Figure 7- Experimental data versus predicted values of weight loss during apricot drying by infrared method

رگرسیون توان‌تر و با دقت بالاتر معرفی کردند و علت آن را به پیچیدگی و غیر خطی بودن سیستم‌های خشک‌کردن ارتباط دادند (لرتوراسیری‌کول و ستان ۲۰۱۰). اوکا-مارتینز و همکاران (۲۰۰۷) نیز به برتری این مدل‌ها با میزان ضریب همبستگی ۰/۹۶ و ۰/۸۹ برای شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مقادیر ۰/۸۸ و ۰/۵۸ برای مدل‌های رگرسیونی به ترتیب برای افت وزن و جذب مواد جامد در فرایند اسمزی سیب رسیدند.

به منظور بررسی مقدار تأثیرگذاری پارامترهای ورودی و شناسایی تأثیرگذارترین عامل، آزمون آنالیز حساسیت بر روی شبکه بهینه انجام شد. همان‌طوری که در شکل ۸ مشاهده می‌شود در میان متغیرهای ورودی، زمان خشک‌کردن به عنوان مؤثرترین عامل در هنگام پیشگویی درصد کاهش وزن در طی خشک‌کردن زردآلو به روش فرسرخ می‌باشد. سایر محققان نیز مدل شبکه عصبی مصنوعی را در مقایسه با مدل



شکل ۸- نتایج آنالیز حساسیت مدل‌سازی خشک‌کردن زردآلو به روش فرسرخ

Figure 8- Sensitivity analysis results of apricot drying modeling using optimized neural network

خشک‌کردن (ورودی‌های شبکه) در طی خشک‌کردن به روش فرسرخ استفاده گردید. از روش الگوریتم ژنتیک جهت بهینه‌سازی تعداد نرون‌ها در لایه مخفی شبکه عصبی مصنوعی استفاده گردید. نتایج نشان داد شبکه دارای ۷ نرون در یک لایه پنهان و با استفاده از تابع فعال‌سازی سیگموئیدی در لایه پنهان و خروجی، و با استفاده از روش بهینه‌سازی لیونبرگ-مارکوت، شبکه به‌خوبی قادر به پیشگویی درصد کاهش وزن با ضریب همبستگی بالا (۰/۹۹۸۷) می‌باشد. نتایج آنالیز حساسیت، زمان خشک‌کردن را به عنوان مؤثرترین پارامتر بر روی تغییر درصد کاهش وزن زردآلو معرفی نمود.

نتیجه‌گیری کلی

در خشک‌کردن میوه‌ها با توجه به حساسیت آن‌ها، کاهش مدت زمان خشک‌کردن می‌تواند باعث حفظ کیفیت اولیه محصول گردد. در این مطالعه اثر توان لامپ فرسرخ، فاصله نمونه از لامپ و زمان بر درصد کاهش وزن در طی خشک‌کردن زردآلو به روش فرسرخ مورد بررسی قرار گرفت. هر سه متغیر ذکر شده بر مقدار خروج آب و کاهش وزن مؤثر هستند. با افزایش توان لامپ فرسرخ و کاهش فاصله نمونه از لامپ، مقدار رطوبت خارج‌شده از نمونه‌ها افزایش یافت. مدل‌سازی الگوریتم ژنتیک-عصبی مصنوعی جهت پیشگویی درصد کاهش وزن به عنوان تابعی از توان لامپ فرسرخ، فاصله نمونه از لامپ و زمان

منابع مورد استفاده

- Afzal T, Abe T, Hikida Y, 1999. Energy and quality aspects during combined FIR-convection drying of barley. *Journal of Food Engineering* 42(4): 177-182.
- Arumuganathan T, Manikantan M, Rai R, Anandakumar S, Khare V, 2009. Mathematical modeling of drying kinetics of milky mushroom in a fluidized bed dryer. *International Agrophysics* 23(1): 1-7.
- Chia KS, Rahim HA, Rahim RA, 2011. A comparison of Principal Component Regression and Artificial Neural Network in fruits quality prediction, *Signal Processing and its Applications (CSPA), 2011 IEEE 7th International Colloquium on. IEEE*, 261-265.
- Erenturk S, Erenturk K, 2007. Comparison of genetic algorithm and neural network approaches for the drying process of carrot. *Journal of Food Engineering* 78(3): 905-912.
- Hassan-Beygi SR, 2009. Some physico-mechanical properties of apricot fruit, pit and kernel of ordubad variety. *Agricultural Engineering International* 6: 1-16.
- Hebbar HU, Vishwanathan K, Ramesh M, 2004. Development of combined infrared and hot air dryer for vegetables. *Journal of Food Engineering* 65(4): 557-563.

- Hernandez-Perez J, Garcia-Alvarado M, Trystram G, Heyd B, 2004. Neural networks for the heat and mass transfer prediction during drying of cassava and mango. *Innovative Food Science & Emerging Technologies* 5(1): 57-64.
- Hosseini Ghaboos SH, Seyedain Ardabili SM, Kashaninejad M, Asadi G, Aalami M, 2016. Changes in the physico-chemical and engineering parameters of pumpkin (*C. moschata*) with infrared drying method. *Journal of Innovation in Food Science and Technology* 8(8): 93-102.
- Kumar DP, Hebbar HU, Ramesh MN, 2006. Suitability of thin layer models for infrared-hot air-drying of onion slices. *LWT-Food Science and Technology* 39(6): 700-705.
- Lertworasirikul S, Saetan S, 2010. Artificial neural network modeling of mass transfer during osmotic dehydration of kaffir lime peel. *Journal of Food Engineering* 98(2): 214-223.
- Meeso N, Nathakaranakule A, Madhiyanon T, Soponronnarit S, 2004. Influence of FIR irradiation on paddy moisture reduction and milling quality after fluidized bed drying. *Journal of Food Engineering* 65(2): 293-301.
- Movagharnjad K, Nikzad M, 2007. Modeling of tomato drying using artificial neural network. *Computers and Electronics in Agriculture* 59(1): 78-85.
- Nimmol C, 2010. Vacuum far-infrared drying of foods and agricultural materials. *The Journal of the King Mongkut's University of Technology North Bangkok* 20: 37-44.
- Ochoa-Martinez C, Ayala-Aponte A, 2007. Prediction of mass transfer kinetics during osmotic dehydration of apples using neural networks. *LWT-Food Science and Technology* 40(4): 638-645.
- Pan Z, Shih C, McHugh TH, Hirschberg E, 2008. Study of banana dehydration using sequential infrared radiation heating and freeze-drying. *LWT-Food Science and Technology* 41(10): 1944-1951.
- Poligné I, Broyart B, Trystram G, Collignan A, 2002. Prediction of mass-transfer kinetics and product quality changes during a Dehydration-Impregnation-Soaking process using artificial neural networks. Application to pork curing. *LWT-Food Science and Technology* 35(8): 748-756.
- Praveen Kumar D, Umesh Hebbar H, Sukumar D, Ramesh M, 2005. Infrared and hot-air drying of onions. *Journal of Food Processing and Preservation* 29(2): 132-150.
- Ramzi M, Kashaninejad M, Salehi F, Sadeghi Mahoonak AR, Ali Razavi SM, 2015. Modeling of rheological behavior of honey using genetic algorithm-artificial neural network and adaptive neuro-fuzzy inference system. *Food Bioscience* 9: 60-67.
- Salehi F, Abbasi Shahkoh Z, Godarzi M, 2015. Apricot Osmotic Drying Modeling Using Genetic Algorithm - Artificial Neural Network. *Journal of Innovation in Food Science and Technology* 7(1): 65-76.
- Salehi F, Kashaninejad M, Akbari E, Sobhani SM, Asadi F, 2016. Potential of Sponge Cake Making using Infrared-Hot Air Dried Carrot. *Journal of texture studies* 47(1): 34-39.
- Salehi F, Kashaninejad M, Asadi Amirabadi A, 2014. Investigation of Mass Transfer Kinetics during Combined Hot Air-Infrared Drying of Eggplant Slices. *Modern Food Science and Technology journal* 7: 55-62 .
- Salehi F, Kashaninejad M, Jafarianlari M, 2017. Drying kinetics and characteristics of combined infrared-vacuum drying of button mushroom slices. *Heat and Mass Transfer* 53(5): 1751-1759.
- Salehi F, Razavi SMA, 2016. Modeling of waste brine nanofiltration process using artificial neural network and adaptive neuro-fuzzy inference system. *Desalination and Water Treatment* 57(31): 14369-14378.
- Sharma G, Verma R, Pathare P, 2005. Mathematical modeling of infrared radiation thin layer drying of onion slices. *Journal of Food Engineering* 71(3): 282-286.
- Yazdani M, Borghae AM, Rafiee S, Minaei S, Beheshti B, 2013. Mathematical and neural networks modeling of thin-layer drying of peach (*Prunus persica*) slices and their comparison. *European Journal of Experimental Biology* 3(3): 712-721.
- Zita NEB, Emmanuel AN, Patrice K, Ismael D, Benjamin Y, 2009. Modelling of osmotic dehydration of mango (*Mangifera indica*) by recurrent artificial neural network and experimental design. *Research Journal of Agriculture and Biological Sciences* 5(5): 754-761.

Modeling of apricot weight loss during drying with infrared dryer using genetic algorithm-artificial neural network optimization methods

F Salehi^{1*}

Received: October 12, 2017

Accepted: February 24, 2018

¹Assistant Professor, Faculty of Agriculture, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran

*Corresponding author, Email: F.Salehi@Basu.ac.ir

Introduction: One of the oldest methods for the preservation of food is drying, which consists in removing water from the product in order to provide microbiological safety and the most popular drying method includes convection (Hassan-Beygi 2009; Salehi et al. 2014). One of the ways to shorten the drying time is to supply heat by infrared radiation (IR). Application of infrared heating to food drying is recently of special interest because of the progress in radiator construction. Their efficiency is between 80% and 90%, the emitted radiation is in narrow wavelength range and they are miniaturized (Pan et al. 2008; Salehi et al. 2014). Modeling of agricultural products drying is one of the best ways to controlling the drying time and conditions. Artificial neural networks (ANNs) are information processing networks constituting a set of highly interconnected neurons arranged in multiple layers that can be trained to fit one or more dependent variables to any degree of accuracy using a set of independent variables as inputs. ANNs were successfully applied to problems from various areas including business, medical and industrial fields. Once the ANN is trained using experimental data, it can be used in a purely predictive mode to calculate the dependent variable(s) for any values of input variables. Process modeling is an area where ANNs of various configurations and structures have been considered as alternative modeling techniques, particularly in cases where reliable mechanistic models cannot be obtained. Genetic algorithm (GA) optimization technique can be used to overcome this inherent limitation of ANN. GA are search techniques for an optimal value, mimicking the mechanism of biological evolution. They have a high ability to find an optimal value (global optimal value or at least near global one) of a complex objective function, without falling into local optima. The mathematical chromosomes could be operated upon by quasi genetic operations of selection, crossover, and mutation. These three parameters are repeated until desired convergence on optimal or near-optimal of the solutions is achieved. Mutation is a genetic operator that alters one or more gene values in a chromosome from its initial state. Mutation enhances the GA ability by intermittently injecting a random point in order to better search the entire parameter space, which allows the GA to possibly escape from local optima. This can result in entirely new gene values being added to the gene pool. With these new gene values, the GA may be able to arrive at a better solution than was previously possible (Ramzi et al. 2015; Salehi and Razavi 2016).

Material and methods: Fresh apricots were obtained from market. Slices of apricot with 5 mm thickness were prepared with the aid of a steel cutter and were immediately placed into the dryer. The apricot slices were dried in an infrared dryer. In this study, for drying and increasing the shelf life of apricot, infrared radiation method was used. The effect of infrared lamp power at three levels 150, 250 and 375 watts, the distance of lamp from sample at three levels 5, 7.5 and 10 cm and time of 160 minute on drying of apricot were examined. Modeling of process was done with the genetic algorithm-artificial neural network (GA-ANN) method with 3 inputs (lamp power, distance and time) and 1 output (weight loss).

Results and discussion: During drying, radiation properties of the material are changing due to decreasing water content. As a consequence, its reflectivity increases and the absorptivity decrease. Generally, solid materials absorb infrared radiation in a thin surface layer (Pan et al 2008). The effects of infrared power and distance on the moisture content of apricot slices are shown in Figures 3 and 5. As expected, the moisture content was decreased by increasing the power because of the

increased temperature and heat transfer gradient between the air and samples. The weight loss of apricot samples were 36.34, 52.00 and 87.90 min at 150, 250 and 375 W, respectively (32 min and 10 cm). In conclusion, experimental results showed that the infrared power has a significant effect on the evolution of moisture content. Hence, drying of thin layers seems to be more efficient at far-infrared radiation, while drying of thicker bodies should give better results at near-infrared radiation (Nowak and Lewicki, 2004). The weight loss reduced from 87.43 to 78.26 % when the distance was increased from 5 to 10 cm (150 W and 98 min).

GA-ANN model was developed for modeling of apricot weight loss during drying with infrared dryer. In this study, ANN with 1–30 neurons was trained using GA to find the optimal network configuration. It was found that ANN with 7 neurons in one hidden layer could predict apricot weight loss with high correlation coefficient and low NMSE (0.9987, 0.0026, respectively). The prediction efficiency of the GA-ANN model for unseen data is presented in Fig. 7. The calculated correlation coefficient value for estimation of apricot weight loss show high correlation between predicted and experimental values. Table 3 illustrates the weights and bias values of optimized network, which could be applied in a computer program for estimation of apricot weight loss during drying with infrared dryer. The results showed that an acceptable agreement between the predicted and experimental data can be achieved using GA-ANN model.

Conclusion: The results of infrared drying of apricot showed that with increasing in lamp power and decreasing in sample distance from the heat source, the drying rate was increased. The GA-ANN modeling results showed a network with 7 neurons in 1 hidden layer with using sigmoid activation function can be predicting the weight loss in apricot drying by infrared method with correlation coefficient equal to 0.9987 and mean squared error equal to 1.9215. Sensitivity analysis results by optimum ANN showed the drying time was the most sensitive factor to control the weight loss of apricot slides.

Keywords: Apricot, Artificial neural network, Genetic algorithm, Sigmoid activation function