

علمی پژوهشی

مدل سازی تغییرات کیفی ازگیل (*Mespilus germanica*) طی نگهداری در سردخانه با استفاده از مدل های سینتیکی و شبکه های عصبی مصنوعی

محسن زندی^{۱*}، علی گنجلو^۲، ماندانا بی مکر^۳

۱- دکتری تخصصی، استادیار، گروه علوم و مهندسی صنایع غذایی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه زنجان، زنجان، ایران

۲- دکتری تخصصی، دانشیار، گروه علوم و مهندسی صنایع غذایی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه زنجان، زنجان، ایران

۳- دکتری تخصصی، دانشیار، گروه علوم و مهندسی صنایع غذایی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه زنجان، زنجان، ایران

(تاریخ دریافت: ۹۸/۰۵/۰۸ تاریخ پذیرش: ۹۸/۱۱/۱۴)

چکیده

هدف از انجام این پژوهش بررسی سینتیک تخریب خصوصیات کیفی اصلی ازگیل طی نگهداری در سردخانه می باشد. ازگیل (*Mespilus germanica*) بطور گسترده و بیشتر به صورت وحشی در شمال ایران می روید و کاربرد فراوانی به سبب خواص تغذیه ای و درمانی دارد. در میوه ها خصوصیات کیفی به عنوان معیار مهم پذیرش توسط مصرف کننده است، از اینرو ارزیابی پارامترهای موثر بر کیفیت ازگیل حائز اهمیت می باشد. از آنجائی که اندازه گیری این پارامترها بسیار هزینه بر و زمان بر است، بنابراین پیش بینی آنها بسیار ضروری می باشد. در پژوهش حاضر مدل های ریاضی و شبکه های عصبی مصنوعی (ANNs) برای مدل سازی ارتباط بین خصوصیات فیزیکی و شیمیایی و ویژگی های رنگی با زمان نگهداری در سردخانه بکار برده شد. از پنج مدل سینتیکی درجه صفر، درجه اول، درجه دوم، تبدیل جزء و ویبال برای مدل سازی با کمک نرم افزار متلب استفاده شد. از بین این مدل ها، مدل ویبال به عنوان بهترین مدل در پیش بینی تغییرات پارامترهای فیزیکی و شیمیایی ($RMSE \leq 0.578$ و $R^2 \geq 0.9402$) و رنگی ($RMSE \leq 0.578$ و $R^2 \geq 0.8250$) انتخاب گردید. در مدل سازی ANN از شبکه پرسپترون چند لایه ای (MLP) با تعداد مختلفی نورون استفاده گردید. ورودی های شبکه شامل زمان نگهداری، رطوبت ازگیل و درجه رسیدگی و خروجی آن نیز مقادیر خصوصیات فیزیکی و شیمیایی و رنگی بود. همچنین از الگوریتم لوبنبرگ-مارکوآرت به منظور آموزش شبکه و از تابع های آستانه ای سیگموئید لگاریتمی، خطی و تانژانت هایپربولیک سیگموئید استفاده گردید. نتایج نشان داد که شبکه MLP با تابع آستانه ای خطی و پیکربندی های ۳-۸-۴ و ۳-۲-۷ بهترین دقت را به ترتیب برای پیش بینی ویژگی های فیزیکی و شیمیایی ($RMSE \leq 0.016$ و $R^2 \geq 0.9983$) و خصوصیات رنگی ($RMSE \leq 0.037$ و $R^2 \geq 0.9992$) دارند.

کلید واژگان: ازگیل، شبکه های عصبی مصنوعی، سینتیک تغییرات، مدل های ریاضی، ویژگی های فیزیکی و شیمیایی

*مسئول مکاتبات: Zandi@znu.ac.ir

۱- مقدمه

امروزه کیفیت میوه و سبزی‌ها به عنوان فاکتوری مهم از نظر مصرف کنندگان تلقی می‌شود که با ترکیبی از ویژگی‌های مختلف فیزیکی، شیمیایی و فیزیولوژیکی به همراه مقدار و غلظت مواد مغذی تعیین می‌گردد [۱]، به همین منظور ضروری است تا تولید کنندگان و توزیع کنندگان میوه و سبزی از ابزارهایی برای کنترل سریع و موثر تغییرات کیفی این محصولات طی دوره پس از برداشت استفاده نمایند [۲]. رسیدن مرحله پیچیده‌ای است که باعث تغییرات در طعم، مزه، رنگ، بافت و ظاهر میوه و سبزی‌ها می‌گردد [۳]. کنترل و تعیین مرحله رسیدگی میوه‌ها و سبزی‌ها در شرایط پس از برداشت و نیز ارتباط آن با عمر انبارمانی (وابسته به شرایط نگهداری) اطلاعات ارزشمندی از درجه کیفی میوه‌ها و سبزی‌ها و زمان دقیق فساد محصول فراهم می‌آورد [۴]. فقدان این اطلاعات، مشکلات صنعتی و نیز افزایش تلفات محصول را به همراه دارد بطوری‌که محصول زودتر از زمانی که عمر مفید آن فرا رسیده باشد، باید دور ریخته شود [۵]. از اینرو تلاش‌های زیادی برای ایجاد ارتباط میان تغییرات در ویژگی‌های محصول طی دوره پس از برداشت (خصوصاً طی نگهداری) با کیفیت و فساد (فیزیکی، شیمیایی و میکروبی) طی انبارمانی گردیده است. این ارتباطات در ایجاد و توسعه مدل‌هایی با ظرفیت پیش‌بینی رفتار بعدی محصول در محدوده وسیعی از شرایط مفید می‌باشد [۲]. برای ارزیابی تغییرات در عمر انبارمانی به عنوان تابعی از شرایط نگهداری، بررسی برخی از خصوصیات شاخص کیفی نظیر سفتی بافت، رنگ، افت وزن و میزان مواد جامد محلول می‌تواند جهت فراهم آوردن اطلاعات مرتبط با رسیدگی محصول نگهداری شده، استفاده گردد [۶]. برای این منظور مدل‌سازی مرحله مهمی در کنترل و پیش‌بینی تغییرات پارامترهای فیزیکی و شیمیایی طی نگهداری و فراوری می‌باشد [۷].

مدل‌های سینتیکی را می‌توان به عنوان ابزاری مناسب در توصیف کمی تغییرات فیزیکی، میکروبی، شیمیایی، بیوشیمیایی و تغذیه‌ای طی فراوری و نگهداری مواد غذایی استفاده کرد. این مدل‌ها می‌توانند به فرم معادلات خطی یا غیر خطی باشند [۸، ۹]. مدل‌سازی سینتیکی در طراحی هر عملیات واحد در صنایع غذایی

مثل سردخانه‌گذاری ضروری است تا اطلاعات پایه‌ای سینتیکی سیستم به جهت توصیف سرعت تغییرات و واکنش‌ها به عنوان تابعی از متغیرهای تجربی بدست آید [۱۰]. رویکرد تجربی مدل‌سازی سینتیکی بر اساس نظریه درجه واکنش (منجر به مدل‌سازی تغییرات درجه صفر، نیمه، اول و دوم) نیز برای مدل‌سازی تغییرات طی نگهداری مناسب است [۷]. توصیف تغییرات مواد غذایی و خصوصاً واکنش‌های کاهش کیفیت معمولاً توسط معادلات سینتیکی درجه صفر، درجه اول و درجه دوم تعریف می‌گردد [۶ و ۱۱]. با این حال سایر مدل‌ها نیز نظیر پلگ [۱۲ و ۱۳] و ویبال [۱۴ و ۱۵] وجود دارند. در میان این مدل‌ها، مدل ویبال [۱۴] فرم تجمعی تابع توزیع ویبال بوده که بطور گسترده به تغییرات (مثلاً کاهش کیفیت) تحت تنش خارجی می‌پردازد [۶]. برازش موفقیت‌آمیز مدل‌های سینتیکی با برخی از تغییرات کاهشی در میوه‌ها و سبزی‌هایی مانند لیمو توسط مفتون آزاد و رمازوامی [۱]، آواکادو توسط سیرا و همکاران [۴]، انبه توسط اسپوتن و همکاران [۱۶]، دکتلاره و همکاران [۱۷] و ابارکای نامبی و همکاران [۱۰]، توت فرنگی توسط اکتاویا و چو [۱۸] و سرنسته-کامپو [۱۹]، موز توسط نانپونگا و همکاران [۲۰]، چن و رمازوامی [۲۱] و هاشیم و همکاران [۲۲]، برش تازه ملون توسط آمودیو و همکاران [۶]، گوجه فرنگی توسط بین‌هیرو و همکاران [۳] و سیب توسط گوانپا و همکاران [۲۳] گزارش گردیده است؛

اگرچه مدل‌های سینتیکی در شناسایی و پیش‌بینی رفتار پارامترها در شرایط مختلف کاربردهای گسترده‌ای دارند ولی دقت تخمین و پیش‌بینی بسیار بالایی ندارند. امروزه با پیشرفت صورت گرفته در علوم از روش‌های هوشمند و نوینی جهت تخمین و پیش‌بینی پارامترها با دقت بالا استفاده می‌گردد؛ شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱ (ANNs) یکی از این روش‌ها است که از سیستم عصبی بیولوژی انسان الگوبرداری می‌نماید. دقت، سرعت و قدرت بالای روش ANNs در شبیه‌سازی فرایندهایی کمتر شناخته شده و یا فرایندهایی که بررسی آنها با روش‌های مرسوم سخت و زمان‌بر می‌باشد، سبب گسترش بیشتر آن شده است [۲۴]. اخیراً تحقیقاتی

1. Artificial neural networks (ANNs)

در زمینه استفاده از ANNs در میوه‌ها، سبزی‌ها و خشکبار صورت گرفته است که می‌توان به مدل‌سازی خشک شدن زرشک [۲۵]، طبقه‌بندی سیب براساس کیفیت [۲۶] و پیش‌بینی جرم نارنگی [۲۷]، ماندارین [28] و لیمو [۲۹] با کمک روش ANN اشاره نمود.

ازگیل (*Mespilus germanica*) از میوه‌های بومی شمال ایران است که چندین واریته آن در آسیا و اروپا شناخته شده است و عمدتاً به صورت وحشی رشد می‌یابد [۳۰ و ۳۱]. این میوه به رنگ قهوه‌ای مایل به قرمز است و در کشورهای آسیایی به عنوان یک گیاه دارویی ارزشمند مورد توجه می‌باشد [۳۲ و ۳۳]. ازگیل عمدتاً به صورت خام و یا در تهیه ژله، سرکه، ترشی، مربا، سس، شراب و سایر محصولات استفاده می‌گردد [۳۴-۳۶]. ازگیل در ایران در اواخر پاییز و اوایل زمستان می‌رسد [۳۷] و نسبت به تجزیه، آسیب مکانیکی، افت رطوبت و از دست دادن مواد مغذی در دوره نگهداری پس از برداشت حساس می‌باشد [۳۸ و ۳۹]. امروزه به سبب زمان‌بر بودن، هزینه بالای آزمایشات نیاز به پیش‌بینی برخی از پارامترها با استفاده از عوامل موثر بر آنها می‌باشد [۴۰]. از اینرو مدل‌سازی تغییرات این میوه طی نگهداری ضروری است تا اطلاعات لازم از درجه کیفی ازگیل و زمان دقیق فساد آن بدست آید. بررسی منابع علمی حاکی از آن است که تا کنون پژوهشی در زمینه بررسی تغییرات ازگیل طی نگهداری در سردخانه انجام نپذیرفته و از اینرو این تیم تحقیقاتی در راستای پژوهش‌های پیشین با هدف شناخت روند تغییرات ویژگی‌های فیزیکی نظیر سفتی بافت، رنگ و افت وزن و ویژگی‌های شیمیایی مانند اسیدیت قابل تیتر، میزان مواد جامد محلول، شاخص رسیدگی و pH اقدام به انجام پژوهش حاضر نمودند. هدف اصلی و نوآوری این تحقیق مدل‌سازی سینتیکی و نیز مدل‌سازی با روش ANN تغییرات ازگیل در شرایط سردخانه‌گذاری و بررسی مقایسه‌ای کارآمدی این مدل‌ها است.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- برداشت، نگهداری و نمونه‌برداری

ازگیل (*Mespilus germanica*) در اوایل فصل برداشت در دی‌ماه از باغات واقع در شرق استان گیلان و با نظارت متخصص باغبانی برای تأیید واریته، برداشت گردید. به هنگام برداشت تلاش گردید که میوه‌های مشابه از نظر رنگ، درجه رسیدگی، شکل و اندازه چیده شوند؛ سپس میوه‌هایی با آسیب‌های ظاهری، اشکال نامنظم، آفت‌زدگی و هرگونه عیوب دیگر حذف گردید و ازگیل‌های با یکنواختی یکسان توسط فردی آموزش دیده جداسازی و انتخاب شد. میوه‌های دستچین شده درون سبدهای پلاستیکی به طول، عرض و ارتفاع به ترتیب ۳۷، ۲۶ و ۹ سانتی‌متر با فاصله مناسب از یکدیگر چیده شد. در نهایت سبدهای پلاستیکی حاوی میوه درون سردخانه صنعتی با دمای ۱۰- تا ۸- درجه سانتی‌گراد و رطوبت نسبی ۸۵ درصد [۴۱] و تحت شرایط کنترل شده به مدت ۳۰ روز نگهداری گردید. در این مدت دما و رطوبت با استفاده از حسگرها و هم بصورت دستی کنترل گردید تا اثر تغییرات دمایی و رطوبتی بر کیفیت و عمر انبارمانی ازگیل‌ها به حداقل برسد. نمونه‌برداری برای انجام آزمون‌ها هر ۵ روز یک بار و به صورت تصادفی صورت پذیرفت.

۲-۲- آزمون‌های فیزیکی و شیمیایی

ارزیابی پارامترهای فیزیکی و شیمیایی به منظور توصیف روند تغییرات رسیدگی میوه ضروری است و از اینرو آزمون‌هایی شامل اندازه‌گیری افت وزن (W)، میزان مواد جامد محلول (TSS)، اسیدیت قابل تیتر (TA)، سفتی بافت (F)، رنگ، شاخص رسیدگی^۲ (RPI) طی دوره نگهداری ازگیل در سردخانه و به منظور انجام مدل‌سازی سینتیکی تغییرات این میوه در طول عمر انبارمانی انجام پذیرفت. این پارامترها با یکدیگر مرتبط و دارای روند سینتیکی مشخصی هستند [۴۲]. افت وزن با استفاده از ترازوی دیجیتال با دقت ۰/۰۱ گرم (AND، مدل HL-I، ژاپن) و در بازه‌های زمانی مشخص اندازه‌گیری شد و تغییرات وزن نسبت به روز اول از طریق معادله $100 \times (\text{وزن اولیه} / \text{وزن ثانویه} - \text{وزن اولیه}) = \text{افت وزنی محاسبه گردید}$ [۴۱]. برای تعیین پارامترهای میزان مواد جامد محلول و

2. Ripening index

که $\Delta L^* = L^* - L_0^*$ ، $\Delta a^* = a^* - a_0^*$ و $\Delta b^* = b^* - b_0^*$ پارامترهای رنگی اولیه (L_0^* ، a_0^* و b_0^*) مربوط به پارامترهای رنگی سفید استاندارد است.

۲-۳- مدل‌سازی ریاضی پارامترهای فیزیکی و

شیمیایی

برای بدست آوردن بینش کمی از تاثیر زمان نگهداری بر پارامترهای رنگی افت وزن، سفتی بافت، مواد جامد محلول، اسیدیته کل و RPI رفتار سینتیکی داده‌های تجربی با مدل‌های مختلفی توصیف گردید. بر اساس پژوهش‌های نانپونگا و همکاران [۲۰]، آویلا و سیلوا [۴۵]، چن و رمازوامی [۲۱]، گوپته و همکاران [۴۶]، ماسکان [۴۷]، نیشا و همکاران [۹]، شین و بهومیک [۴۸]، کورادینی و پلگ [۴۹]، لابوزا [۵۰] و ویمیز و همکاران [۵۱] پنج معادله سینتیکی درجه صفر، درجه اول، درجه دوم، تبدیل جزء^۵ و ویبال به منظور مدل‌سازی انتخاب گردید. معادله سرعت واکنش درجه صفر و اول توسط لابوزا [۵۰] پیشنهاد گردید. این محقق نشان داد که چگونه درجه و سرعت واکنش بر میزان افت فاکتور کیفی (C) در شرایط مختلف موثر است [۲۰]. سرعت افت عامل کیفی (C) توسط معادله درجه صفر به صورت زیر توصیف می‌گردد:

$$C_t = C_0 + [kt] \quad (5)$$

که C_t مقدار پارامتر کیفی در زمان t ، C_0 نیز مقدار اولیه پارامتر کیفی در زمان صفر و k ثابت نرخ تغییر پارامتر (مثبت یعنی رشد نمایی ایزوترم و منفی یعنی کاهش نمایی ایزوترم) بر حسب s^{-1} است. معادله درجه یک به صورت زیر می‌باشد:

$$C_t = C_0 \times \exp[-kt] \quad (6)$$

معادله درجه دو به صورت زیر می‌باشد:

$$C_t = C_0 / (1 + (C_0 \times kt)) \quad (7)$$

معادله سینتیکی تبدیل جزء به صورت ساده شده به شکل زیر می‌باشد [۵۲]:

$$C_t = C_\infty + (C_0 - C_\infty) \times \exp[-kt] \quad (8)$$

اسیدیته قابل تیترا، ابتدا میوه ازگیل آب‌گیری و صاف شد. تعیین TSS توسط رفاکتومتر دستی (شرکت آتاگو، مدل H50، ژاپن) انجام پذیرفت و سپس اسیدیته قابل تیترا (بر مبنای اسید سیتریک) با روش AOAC [۴۳] اندازه‌گیری گردید. سفتی بافت ازگیل‌ها به عنوان تابعی از مدت زمان سردخانه‌گذاری با استفاده از دستگاه تست بافت (کوپا، ایران) تعیین شد؛ به این منظور حداکثر نیروی مورد نیاز (بر حسب نیوتن) از آزمون نفوذ با استفاده از پلانجر ۳ میلی‌متری با سرعت نفوذ و حداکثر عمق نفوذ به ترتیب برابر ۰/۵ میلی‌متر بر ثانیه و ۷ میلی‌متر و بر روی تکه‌ای از ازگیل با ضخامت ۱ سانتی‌متر بدست آمد. در نهایت به منظور برقراری ارتباط بین این پارامترهای فیزیکی و شیمیایی با درک حسی رسیدگی پارامتری تحت عنوان RPI با کمک این خصوصیات و از طریق معادله زیر محاسبه گردید:

$$RPI = \ln(100 \times |F| \times (TA/TSS)) \quad (1)$$

تعیین پارامترهای رنگی با کمک تصاویر دیجیتال گرفته شده توسط دوربین کانن (مدل ۷۰D، ساخت ژاپن) با لنزی با زوم بین ۵۵-۱۸ میلی‌متری (کانن، ساخت ژاپن) درون محفظه پردازش تصویر انجام پذیرفت. به این منظور پس از عبور تصاویر رنگی (RGB) خام با وضوح 1288×1936 و با فرمت TIFF از فیلترها و حذف نویزها، این تصاویر با کمک نرم‌افزار Imagej (نسخه ۱/۵۲، موسسه ملی بهداشت، ایالات متحده آمریکا) از محیط RGB به مختصات CIELab تبدیل شدند و مقدار میانگین سه خصیصه L^* (روشنایی)، a^* (از سبز به قرمز) و b^* (از آبی به زرد) با کمک ابزار هیستوگرام فراوانی از آنها استخراج گردید؛ در نهایت پارامترهای رنگی دیگری نظیر تغییرات رنگی (ΔE)، خلوص رنگ یا کروما^۳ (C^*) و زاویه رنگ^۴ (h^*) محاسبه گردید [۴۴ و ۴۲].

$$\Delta E = (\Delta L^{*2} + \Delta a^{*2} + \Delta b^{*2})^{1/2} \quad (2)$$

$$C^* = (a^{*2} + b^{*2})^{1/2} \quad (3)$$

$$h^* = \arctan(a^*/b^*) \quad (4)$$

3. Chroma
4. Hue angle

5. Fractional conversion model

درصد) و آزمون (۲۰ درصد) تقسیم گردید و به شبکه انتقال داده شد. همچنین نرخ آموزش به روش آموزش و خطا و نیز مومنتوم به ترتیب ۰/۱ و ۰/۲ در نظر گرفته شد. به منظور طراحی و ارزیابی ANN از نرم افزار neurosolution (نسخه ۵، آمریکا) استفاده گردید. شبکه عصبی طراحی شده دارای یک لایه ورودی با سه نورون شامل زمان نگهداری، رطوبت اولیه و مرحله رسیدگی، یک یا دو لایه پنهان (میانی) و یک لایه خروجی با سه نورون (F, W, RPI) برای پارامترهای فیزیکی و شیمیایی و ۲ نورون (C* و h*) برای پارامترهای رنگی بود. برای یافتن شبکه‌ای با توپولوژی مناسب توسط الگوریتم‌های آموزشی از ضریب تبیین^۹ (R²) بین مقدار واقعی با مقدار پیش‌بینی شده، نیز میانگین مربعات خطا^{۱۱} (MSE) و ریشه میانگین مربعات خطا^{۱۱} (RMSE) استفاده گردید.

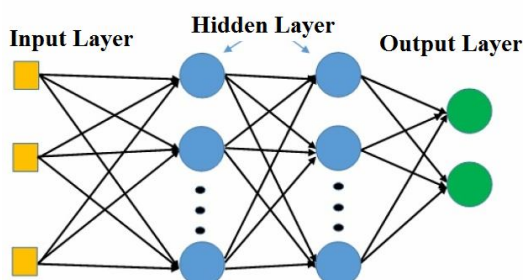


Fig 1 ANN Structure

۲-۵- تجزیه و تحلیل آماری

بررسی تاثیر معناداری تیمارها با استفاده از آنالیز واریانس (ANOVA) و با کمک نرم‌افزار SPSS (نسخه ۲۴، آمریکا) با آزمون تعقیبی چند دامنه‌ای دانکن انجام پذیرفت ($P < 0.05$)؛ برازش مدل‌ها با استفاده از جعبه ابزار منحنی در نرم‌افزار متلب (نسخه ۲۰۱۷، آمریکا) و با محاسبه سطح اطمینان ۹۵ درصد ($P < 0.05$) انجام شد. جهت ارزیابی و مقایسه مدل‌ها از ضریب تبیین (R²) و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) استفاده گردید. محاسبه نوار خطا با کمک نرم‌افزار SPSS و رسم نمودارها با کمک نرم‌افزار اکسل نسخه ۲۰۱۶ صورت پذیرفت.

که C₀ مقدار تعادلی شاخص کیفی در نمونه نهایی می‌باشد. همچنین می‌توان از مدل ویبال^۱ برای توصیف رفتار سینتیکی پارامترهای کیفی با استفاده از معادله قانون توان استفاده نمود [۴۹]:

$$C_t = C_0 \times \exp[-kt^n] \quad (9)$$

که n فاکتور شکلی یا درجه واکنش است. می‌توان با کمک ثابت سرعت معادله درجه اول (k_{FO}) برای هر یک از پارامترهای فیزیکی و شیمیایی و با کمک معادله ۸ نیمه عمر نگهداری محصول (t_{1/2}) را بر اساس هر کدام از پارامترهای فیزیکی و شیمیایی محاسبه نمود [۷ و ۵۳]:

$$t_{1/2} = \ln(2)/k_{FO} \quad (10)$$

۲-۴- مدل‌سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی

(ANN)

ANN متشکل از مجموعه‌ای از گره‌ها و یا نورون‌ها با سه عنصر اصلی وزن، بایاس و تابع انتقال است. وزن‌ها و بایاس‌ها در ANN با آموزش، تعیین شده تا خروجی آن به صورت مقدار واقعی با دقت بالایی بدست آید. وزن‌ها و بایاس‌ها طی فرایند آموزش که در حقیقت رابطه بین نورون‌ها است ابتدا توسط اعداد کوچک تصادفی بارگذاری می‌شوند و سپس این اعداد تصحیح می‌گردند [۵۴]. در این تحقیق از شبکه پرسپترون چند لایه‌ای^۷ (MLP) با دو لایه پنهان برای مدل‌سازی F, W, RPI, C* و h* استفاده گردید؛ علت حذف بقیه پارامترهای فیزیکی و شیمیایی و رنگی، استفاده از پارامترهای شاخص و موثر برای کاهش حجم محاسبات و اثرگذاری بیشتر بود. شبکه MLP در عین سادگی، دارای دقت بالایی است. برای انتقال اعداد از یک لایه به لایه دیگر، از تابع‌های آستانه‌ای سیگموئید لگاریتمی (Logsig)، خطی (Purelin) و تانژانت هایپربولیک سیگموئید (Tansig) استفاده گردید. همچنین از الگوریتم پس انتشار خطای لونبرگ-مارکوآرت^۸ به منظور آموزش شبکه استفاده شد. داده‌ها بطور تصادفی برای سه بخش آموزش (۶۵ درصد)، ارزیابی (۱۵

9. Adjusted R-squared
10. Mean Square Error (MSE)
11. Root mean squared error

6. Weibull model
7. Multilayer perceptron (MLP)
8. Levenberg-Marquardt

۳- نتایج و بحث

در این بخش ابتدا مدل‌سازی سینتیکی توسط مدل‌های مختلف انجام گردید، سپس مدل‌سازی با کمک روش ANN انجام پذیرفت تا بهترین مدل از نظر دقت پیش‌بینی نتایج مشخص گردد.

۳-۱- مدل‌سازی تغییرات پارامترهای فیزیکی،

شیمیایی و رنگی طی دوران نگهداری در

سردخانه با مدل‌های سینتیکی

در جدول ۱ اطلاعات حاصل از برازش مدل‌های سینتیکی درجه صفر، اول، دوم، تبدیل جزء و ویبال بر پارامترهای فیزیکی و شیمیایی و پارامترهای رنگی نشان داده شده است؛ انتخاب بهترین

مدل با کمک ضریب R^2 و RMSE انجام گردید، به طوری که مدلی با ضریب R^2 بیشتر و RMSE کمتر، توصیف بهتری از رفتار داده‌ها دارد [۵۵]. بر اساس نتایج به دست آمده، مدل ویبال به سبب ضریب R^2 بیشتر و RMSE کمتر تقریباً بهترین مدل سینتیکی برای پیش‌بینی تغییرات اغلب پارامترهای فیزیکی و شیمیایی و پارامترهای رنگی است. این نتایج نشان می‌دهد که مدل ویبال دارای انعطاف پذیری بالایی برای فراهم آوردن پیش‌بینی مناسب و صحیح می‌باشد [۶]. نتایج مشابهی از استفاده موفق مدل ویبال توسط سایر محققان طی نگهداری سیب [۴۲]، برش‌های خربزه [۶]، گلابی [۵۶] برش‌های تازه توت فرنگی [۵۷]، موز [۵۸] و برش‌های تازه هندوانه [۵۹] گزارش گردیده است.

Table 1 Kinetic parameters and statistical values of zero-order, first-order, second-order, fractional conversion and weibull models for color and physicochemical parameters.

	Physicochemical parameters					Color parameter					
	W	F	TSS	TA	RPI	L*	a*	b*	ΔE	C*	h*
Zero-order model											
k_{ZO}	0.5238	-0.2378	0.1426	-0.2672	-0.2672	-0.1061	-0.3882	0.3624	0.1515	0.9354	-0.8732
R^2	0.9852	0.7770	0.8533	0.9004	0.9004	0.9702	0.8409	0.7898	0.5954	0.8287	0.9884
RMSE	0.478	0.146	0.433	0.091	0.091	0.421	0.529	0.534	0.854	0.451	0.451
First-order model											
k_{FO}	0.0623	-0.0411	0.0147	-0.0557	-0.0193	-0.0069	0.0444	0.0148	0.0023	0.0276	-0.0178
R^2	0.8714	0.8781	0.8079	0.9856	0.9931	0.8306	0.8556	0.7407	0.5734	0.7450	0.9835
RMSE	0.523	0.198	0.387	0.101	0.345	0.465	0.476	0.529	0.708	0.387	0.482
Second-order model											
k_{SO}	0.0085	-0.0068	0.0015	-0.0104	-0.0106	-0.0001	0.0022	0.0023	0.0024	0.0016	-0.0004
R^2	0.6586	0.9271	0.7574	0.9731	0.9755	0.8191	0.7015	0.6415	0.4912	0.3021	0.9719
RMSE	0.571	0.241	0.231	0.135	0.511	0.378	0.532	0.734	0.981	0.965	0.439
Fractional conversion model											
k_{FCO}	0.0624	-0.1104	0.0147	-0.0655	-0.0681	-0.0069	0.0443	0.0148	0.0023	0.0276	-0.0178
C_∞	0.0001	3.4603	0.0011	0.8363	3.2784	0.0001	0	0.0018	0	0	0
R^2	0.8711	0.9440	0.8078	0.9815	0.9582	0.8306	0.8560	0.7407	0.5821	0.7449	0.9835
RMSE	0.470	0.329	0.278	0.086	0.478	0.409	0.623	0.632	0.924	0.567	0.602
Weibull model											
k_{WO}	0.1667	-0.1206	0.0854	-0.0624	-0.0309	-0.00007	0.1858	0.1088	0.0536	0.1136	-0.0082
n	0.7021	0.6295	0.4445	0.9611	0.8043	2.4519	0.5606	0.3801	0.042	0.5623	1.2508
R^2	0.9463	0.9402	0.9493	0.9861	0.9702	0.8790	0.9435	0.8250	0.8312	0.8585	0.9867
RMSE	0.523	0.210	0.273	0.131	0.531	0.389	0.451	0.540	0.396	0.381	0.578

طی نگهداری معرفی نمودند. طی نگهداری و رسیدگی میوه فرایند نرم شدن آن رخ می‌دهد که از سفتی بافت آن می‌کاهد [۴]. همان‌طور که مشاهده می‌گردد، سفتی بافت ازگیل به خوبی توسط مدل‌های درجه صفر و ویبال با ضریب R^2 به ترتیب ۰/۹۴۴۰ و ۰/۹۴۰۲ توصیف شده است؛ که نشان دهنده نزدیکی مقادیر پیش‌بینی شده با مقادیر اندازه‌گیری شده می‌باشد. روند تغییرات بافتی نسبت به بافت اولیه طی زمان نگهداری برای داده‌های تجربی و داده‌های پیش‌بینی شده در شکل ۲-b نشان داده شده است.

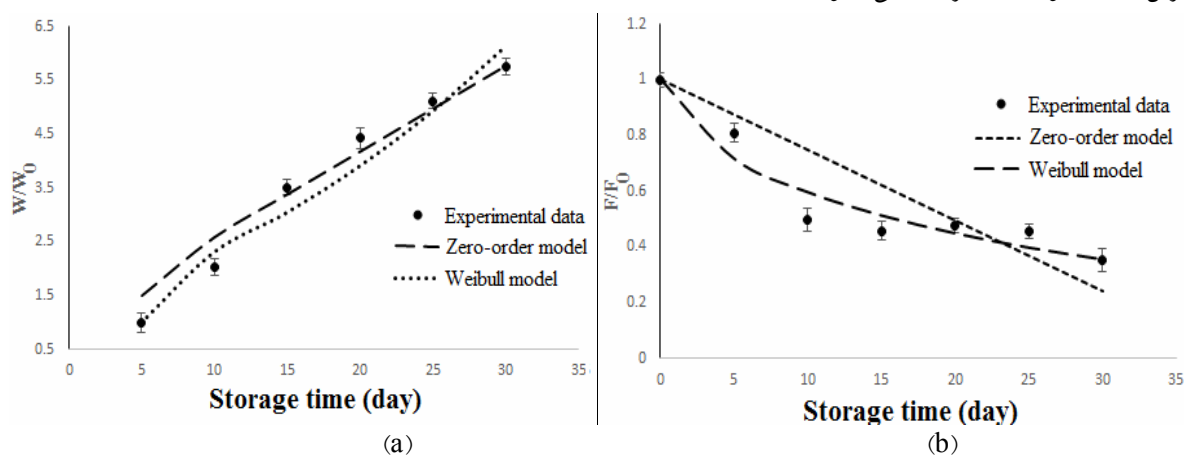


Fig 2 kinetic modeling of the effect of the Medlar storage time on the change of (a) W/W_0 and (b) F/F_0 .

محلول با وزن مولکولی بالا باشد [۴]. آمودی و همکاران [۶۱] دریافتند که مدل درجه اول برای توصیف خصوصیات کیفی نظیر رنگ، اسیدیته قابل تیتر، ویتامین ث، ظاهر و محتوای فروکتوز مناسب است؛ این در حالی است که این محققان مدل ویبال را مورد بررسی قرار ندادند و باطبع آن ضریب R^2 را نیز گزارش نمودند.

مقدار k مثبت برای میزان مواد جامد محلول نشان دهنده تجمع ناشی از انباشت درون سلولی مواد محلول مختلف می‌باشد؛ این فرایند به سبب روند طبیعی فیزیولوژیکی و تنفس ناشی از هیدرولیز نشاسته به قند صورت می‌پذیرد. مقدار k منفی برای اسیدیته قابل تیتر نیز به سبب فرایند کاهشی تغییرات آن می‌باشد [۱].

افت وزن طی فرایند نگهداری در سردخانه و رسیدگی تحت تاثیر زمان و شرایط نگهداری است که توسط اختلاف رطوبتی بین میوه و محیط اطراف و مقاومت پوست میوه کنترل می‌گردد [۱]. همان‌طور که در جدول ۱ مشاهده می‌گردد، مدل‌های درجه صفر و ویبال با ضریب R^2 به ترتیب ۰/۹۸۲۵ و ۰/۹۴۶۳ بهترین مدل‌ها در توصیف تغییرات وزنی طی نگهداری ازگیل است که شاید دلیل آن تغییرات خطی این پارامتر طی نگهداری [۱] باشد (شکل ۲-a). مفتون آزاد و رمازوامی مدل درجه صفر را به عنوان بهترین مدل در توصیف تغییرات وزنی لیمو [۱] و آواکادو [۶۰]

مقدار k منفی برای پارامترهای سفتی بافت، اسیدیته قابل تیتر و شاخص رسیدگی نشان‌دهنده رفتار کاهشی این پارامترها است (شیب خطی منفی)؛ بیشترین مقدار مطلق k در سینتیک سفتی بافت نشان دهنده نرم شدن سریع بافت در فرایند نگهداری ازگیل است [۴۴]. با مشاهده نتایج برازش مدل در جدول ۱ بهترین مدل برای توصیف تغییرات پارامترهای میزان مواد جامد محلول، اسیدیته قابل تیتر و شاخص رسیدگی به ترتیب مدل‌های ویبال ($R^2=0.9493$)، ویبال ($R^2=0.9825$) و درجه اول ($R^2=0.9431$) بود (شکل ۳-c). ارتباط و همبستگی بالای پارامترهای مواد جامد محلول و اسیدیته قابل تیتر با n های (فاکتور شکلی یا درجه واکنش) نزدیک به یکدیگر قابل تفسیر است. شاید این همبستگی بالا به سبب ارتباط مستقیم این دو پارامتر با فعالیت آنزیمی در دیواره سلولی و تولید ساکاریدهای

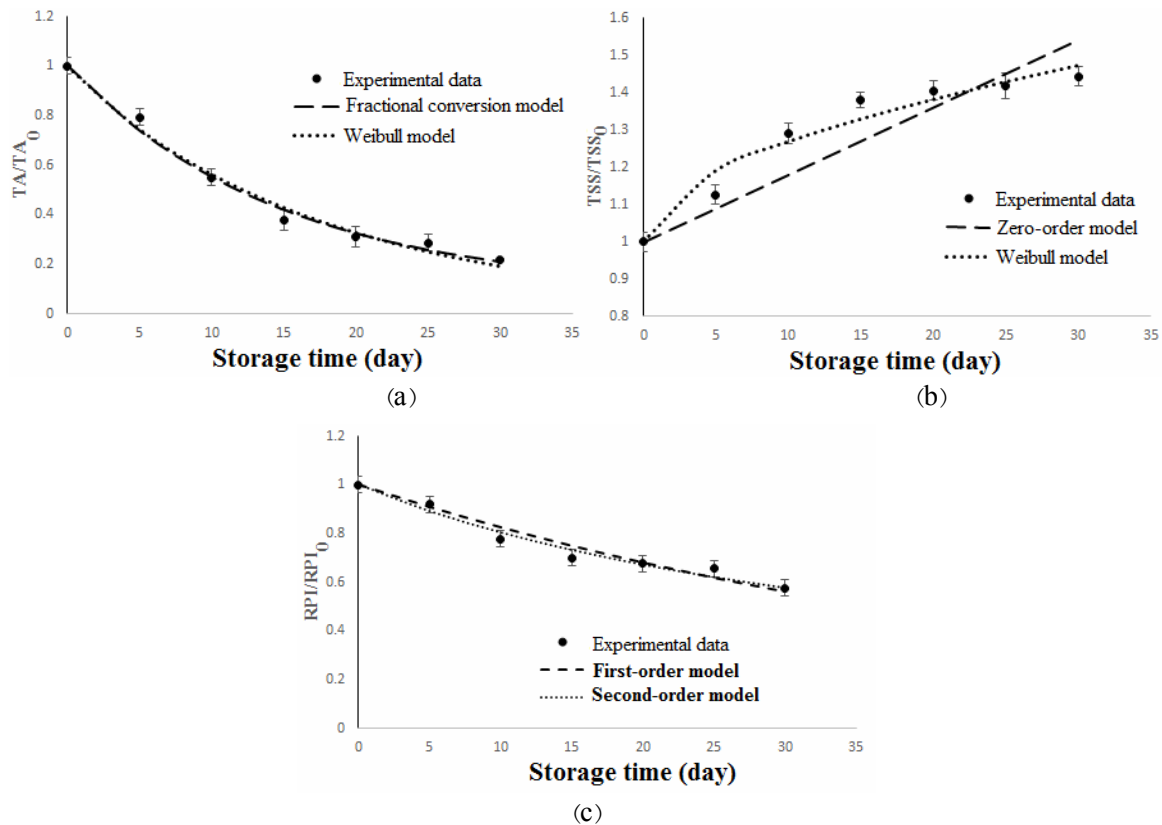


Fig 3 kinetic modeling of the effect of the Medlar storage time on the change of (a) TA/ TA₀, (b) TSS/ TSS₀ and (c) RPI/ RPI₀

طبق پژوهش کاردنیز و همکاران [۴۲] و کوودو و همکاران [۵۶]، n می‌تواند به عنوان یک شاخص برای نزدیکی داده‌های تجربی به مدل درجه صفر یا درجه یک باشد؛ هرچه n به صفر و یا به یک نزدیک باشد، رفتار داده به ترتیب از مدل درجه صفر و درجه یک تبعیت می‌نماید. همان‌طور که در جدول ۱ مشاهده می‌گردد مدل ویبال هم برای تغییرات سفتی بافتی و هم برای شاخص رسیدگی دارای ضریب R^2 بالایی است و از اینرو امکان مقایسه پارامترهای مدل را فراهم می‌آورد. پارامتر ثابت سرعت یا همان K برای سفتی بافتی و برای شاخص رسیدگی به ترتیب

بافت نسبت به شاخص رسیدگی نشان‌دهنده تغییرات سریع بافتی طی نگهداری ازگیل است؛ در حالی که مقادیر کمتر K برای شاخص رسیدگی نشان‌دهنده فرایند کند رسیدگی طی نگهداری این میوه می‌باشد. نتایج مشابهی توسط کاردناس پرز و همکاران طی نگهداری سیب گزارش گردیده است [۴۲]. با محاسبه نیمه عمر نگهداری ($t_{1/2}$) با استفاده از ثابت سرعت معادله درجه اول (k_{FO}) و نیز معادله ۸ برای هر یک از پارامترهای فیزیکی و شیمیایی نتایج جدول ۲ حاصل گردید.

طبق پژوهش کاردنیز و همکاران [۴۲] و کوودو و همکاران [۵۶]، n می‌تواند به عنوان یک شاخص برای نزدیکی داده‌های تجربی به مدل درجه صفر یا درجه یک باشد؛ هرچه n به صفر و یا به یک نزدیک باشد، رفتار داده به ترتیب از مدل درجه صفر و درجه یک تبعیت می‌نماید. همان‌طور که در جدول ۱ مشاهده می‌گردد مدل ویبال هم برای تغییرات سفتی بافتی و هم برای شاخص رسیدگی دارای ضریب R^2 بالایی است و از اینرو امکان مقایسه پارامترهای مدل را فراهم می‌آورد. پارامتر ثابت سرعت یا همان K برای سفتی بافتی و برای شاخص رسیدگی به ترتیب

Table 2 Half-life time ($t_{1/2}$) base on the physicochemical properties

Physicochemical parameters	k_{FO}	half-life time (day)
W	0.0623	11.2
F	-0.0411	14.9
TSS	0.0147	47.3
TA	-0.0557	12.4
RPI	-0.0193	35.9

طی دوره نگهداری ازگیل، رنگ آن از زرد مایل به نارنجی تا قهوه‌ای تغییر یافت. نتایج مدل‌سازی سینتیکی نشان داد که مدل ویبال بهترین توصیف را برای تغییرات پارامتر شدت روشنایی با $R^2=0/8790$ فراهم می‌آورد (شکل ۴-ا).

همان‌طور که در جدول ۲ مشاهده می‌گردد، نیمه عمر بسته به نوع پارامتر فیزیکی و شیمیایی بین ۱۱/۲ تا ۴۷/۳ روز متغیر است؛ از آنجائی‌که تغییرات وزنی و بافتی سریعتر رخ داده نیمه عمر آن کوتاه‌تر می‌باشد.

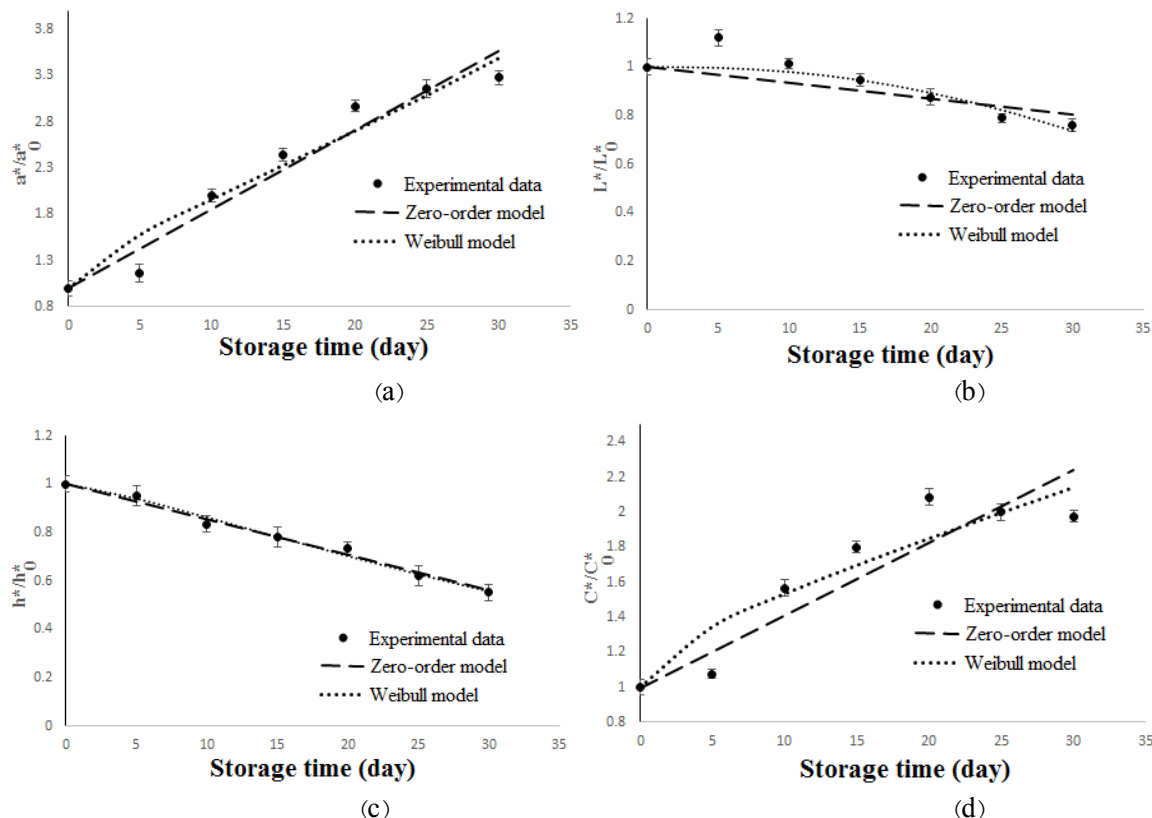


Fig 4 kinetic modeling of the effect of the Medlar storage time on the change of (a) L^*/L_0 , (b) a^*/a_0 , (c) h^*/h_0 and (d) C^*/C_0

پارامتر a^* مدل‌های درجه صفر و ویبال با ضریب R^2 به ترتیب ۰/۹۴۳۵ و ۰/۹۴۸۰ می‌باشند (شکل ۴-ب). بهترین برازش برای تغییرات پارامترهای C^* و h^* به ترتیب توسط مدل‌های ویبال (شکل ۴-د) و درجه صفر ($R^2=0/8585$) و درجه صفر ($R^2=0/9884$) انجام گردید (شکل ۴-ج و د). چن و رمازوامی دریافتند که مدل‌های لجستیک افزایشی^{۱۲}، درجه صفر و تبدیل جزئی بهترین برازش را به ترتیب برای تغییرات شدت روشنایی، a^* و b^* انجام می‌دهند [۲۱].

در مدل‌سازی سینتیکی پارامترهای رنگی، مدل‌های موجود به خوبی تغییرات پارامترهای b^* و ΔE را برازش نکرد که به سبب نحوه تغییرات آنها می‌باشد. نتایج پژوهش واحد دهکردی و همکاران برای مدل‌سازی سینتیکی تغییرات کیفی همبرگر مشابه نتایج حاضر بود [۶۲]. با این وجود مدل ویبال توانست تا حدودی داده‌های b^* و ΔE را با ضریب R^2 به ترتیب ۰/۸۲۵۰ و ۰/۸۳۱۲ برازش نماید. بهترین مدل‌های توصیف کننده

۳-۲- مدل‌سازی تغییرات پارامترهای فیزیکی، شیمیایی و رنگی طی دوران نگهداری در سردخانه به روش ANN

به منظور بررسی عملکرد شبکه پرسپترون چند لایه‌ای برای مدل‌سازی تغییرات فیزیکی و شیمیایی و رنگی طی نگهداری از گیل، به صورت آزمون و خطا ترکیب مختلفی از نورون‌ها در لایه‌ها با معماری‌های مختلف استفاده گردید. به منظور تعیین مناسب‌ترین ساختار برای شبکه، تعداد نورون‌های مختلف در هر لایه بررسی شد. برای تعیین میزان دقت ANN داده‌های تجربی و پیش‌بینی توسط MLP در سه مرحله آموزش، ارزیابی و آزمایش بررسی گردید. ابتدا پس از آموزش شبکه، بهترین معماری ANN براساس ضریب R^2 و MSE از میان ساختارهای مختلف بدست آمد. متخبی از نتایج حاصل برای پیکربندی‌های مختلف جهت پیش‌بینی همزمان مقادیر F, W, RPI, C^* و h^* در جداول ۳ و ۴ آورده شده است. همان‌طور که در جدول ۳ مشاهده می‌گردد ضریب R^2 بیشتر از ۰/۹۳۴۱ و MSE کمتر از ۰/۰۰۴۵۶۱ نشان دهنده کارایی بالای ANN در پیش‌بینی پارامترهای تجربی فیزیکی و شیمیایی است. بررسی نتایج حاصله در خصوص شبکه MLP همراه با تابع آستانه سیگموئید لگاریتمی و الگوریتم آموزشی لونیبرگ-مارگوات نشان داد که شبکه‌ای با پیکربندی ۳-۲-۵ یعنی شبکه‌ای با ۳ ورودی، ۲ لایه میانی یکی با ۵ نورون و دیگری با ۳ نورون و ۳ خروجی، بهترین نتیجه را برای پیش‌بینی پارامترهای F, W و RPI به ترتیب با ضرایب R^2 برابر با ۰/۹۹۲۱، ۰/۹۹۴۵ و ۰/۹۹۳۴ و MSE برابر با ۰/۰۰۰۰۳۶، ۰/۰۰۰۰۴۹ و ۰/۰۰۰۰۶۳ داشت. نتایج شبکه MLP همراه با تابع آستانه خطی و الگوریتم آموزشی لونیبرگ-مارگوات نیز نشان داد که در این نوع، شبکه‌ای با پیکربندی ۳-۸-۴-۳ بهترین نتیجه را برای پیش‌بینی این پارامترها داشت و توانست پارامترهای F, W و RPI را به ترتیب با ضرایب R^2 برابر با ۰/۹۹۹۴، ۰/۹۹۹۱ و ۰/۹۹۸۳ و MSE برابر با ۰/۰۰۰۰۰۸، ۰/۰۰۰۰۱۲ و ۰/۰۰۰۰۲۵ تخمین بزند. در نهایت همین شبکه با تابع آستانه تانژانت

هایپربولیک سیگموئید و الگوریتم آموزشی لونیبرگ-مارگوات توانست در بهترین عملکرد با شبکه‌بندی با پیکربندی ۳-۸-۲-۳ خصوصیات F, W, RPI را به ترتیب با ضرایب R^2 برابر با ۰/۹۹۹۲، ۰/۹۹۹۰ و ۰/۹۹۷۱ و MSE برابر با ۰/۰۰۰۰۰۷، ۰/۰۰۰۰۵۹۳ و ۰/۰۰۰۱۶۳ پیش‌بینی نماید. با مقایسه نتایج شبکه MLP با انواع پیکربندی همراه با تابع آموزشی پس انتشار خطای لونیبرگ-مارگوات و نیز سه نوع تابع آستانه سیگموئید لگاریتمی، خطی و تانژانت هایپربولیک سیگموئید نشان داد که بهترین نتیجه مربوط به شبکه‌ای با پیکربندی ۳-۸-۴-۳ و تابع آستانه خطی می‌باشد.

با مشاهده جدول ۴ می‌توان فهمید که مدل‌سازی با کمک روش ANN قادر است تا نتایج پارامترهای تجربی رنگی را با ضریب R^2 بیشتر از ۰/۹۵۲۹ و MSE کمتر از ۰/۰۰۲۶۹۳ تخمین بزند. بررسی نتایج حاصله در خصوص شبکه MLP همراه با تابع آستانه سیگموئید لگاریتمی و الگوریتم آموزشی لونیبرگ-مارگوات نشان داد که شبکه‌ای با پیکربندی ۳-۸-۲-۳ بهترین نتیجه را برای پیش‌بینی پارامترهای C^* و h^* به ترتیب با ضرایب R^2 برابر با ۰/۹۹۹۱ و ۰/۹۹۸۲ و MSE برابر با ۰/۰۰۰۰۲۸ و ۰/۰۰۰۰۷۶ داشت. نتایج شبکه MLP همراه با تابع آستانه خطی و الگوریتم آموزشی لونیبرگ-مارگوات نیز نشان داد که در این نوع، شبکه‌ای با پیکربندی ۳-۷-۲ بهترین نتیجه را برای پیش‌بینی این پارامترها داشت و توانست پارامترهای C^* و h^* را به ترتیب با ضرایب R^2 برابر با ۰/۹۹۹۲ و ۰/۹۹۹۴ و MSE برابر با ۰/۰۰۰۰۵۹ و ۰/۰۰۰۰۹۶ تخمین بزند. در نهایت همین شبکه با تابع آستانه تانژانت هایپربولیک سیگموئید و الگوریتم آموزشی لونیبرگ-مارگوات توانست در بهترین عملکرد با پیکربندی ۳-۱۰-۲-۲ پارامترهای C^* و h^* را به ترتیب با ضرایب R^2 برابر با ۰/۹۹۸۹ و ۰/۹۹۳۷ و MSE برابر با ۰/۰۰۰۱۱۷ و ۰/۰۰۰۱۴۱ پیش‌بینی نماید. با مقایسه نتایج شبکه MLP با انواع پیکربندی نشان داد که بهترین نتیجه برای پیش‌بینی پارامترهای رنگی مربوط به شبکه‌ای با پیکربندی ۳-۷-۲ و تابع آستانه خطی می‌باشد.

Table 3 Some of the best MLP neural network topologies to predict physicochemical values

Transfer functions	The number of neurons in hidden layer		F			W			RPI		
	First	Second	R ²	MSE	RMSE	R ²	MSE	RMSE	R ²	MSE	RMSE
Tansig	3	0	0.9897	0.000120	0.041	0.9934	0.000578	0.073	0.9899	0.000634	0.075
	3	2	0.9889	0.000231	0.043	0.9920	0.000194	0.046	0.9911	0.000098	0.036
	<u>5</u>	<u>2</u>	<u>0.9921</u>	<u>0.000036</u>	<u>0.014</u>	<u>0.9945</u>	<u>0.000049</u>	<u>0.020</u>	<u>0.9934</u>	<u>0.000063</u>	<u>0.026</u>
	6	1	0.9751	0.001625	0.086	0.9658	0.001845	0.090	0.9611	0.002118	0.096
	9	2	0.9823	0.000945	0.075	0.9796	0.000723	0.075	0.9756	0.000654	0.076
	9	4	0.9913	0.000064	0.016	0.9945	0.000035	0.023	0.9924	0.000098	0.036
	10	2	0.9634	0.001790	0.093	0.9734	0.001345	0.085	0.9701	0.001809	0.093
Purelin	4	0	0.9843	0.000965	0.058	0.9897	0.000874	0.077	0.9803	0.000579	0.073
	5	0	0.9920	0.000068	0.021	0.9945	0.000093	0.035	0.9914	0.000054	0.026
	5	2	0.9757	0.001967	0.096	0.9694	0.002058	0.096	0.9341	0.004561	0.122
	6	3	0.9931	0.000085	0.029	0.9951	0.000082	0.028	0.9845	0.000369	0.058
	8	3	0.9986	0.000093	0.024	0.9934	0.000563	0.072	0.9891	0.000739	0.065
	<u>8</u>	<u>4</u>	<u>0.9994</u>	<u>0.000008</u>	<u>0.011</u>	<u>0.9991</u>	<u>0.000012</u>	<u>0.012</u>	<u>0.9983</u>	<u>0.000025</u>	<u>0.016</u>
Logsig	3	1	0.9979	0.000014	0.013	0.9983	0.000076	0.023	0.9963	0.000163	0.043
	4	1	0.9896	0.000094	0.036	0.9904	0.000138	0.041	0.9754	0.001632	0.095
	5	0	0.9947	0.000283	0.048	0.9958	0.000073	0.029	0.9927	0.000263	0.047
	5	2	0.9845	0.000937	0.078	0.9901	0.000188	0.045	0.9846	0.000783	0.067
	7	3	0.9919	0.000193	0.045	0.9983	0.000074	0.027	0.9982	0.000219	0.045
	<u>8</u>	<u>2</u>	<u>0.9992</u>	<u>0.000007</u>	<u>0.011</u>	<u>0.9890</u>	<u>0.000593</u>	<u>0.072</u>	<u>0.9971</u>	<u>0.000163</u>	<u>0.042</u>
	8	5	0.9964	0.000083	0.035	0.9956	0.000082	0.034	0.9931	0.000283	0.049
	9	2	0.9894	0.000623	0.072	0.9823	0.000901	0.077	0.9794	0.001403	0.093
	10	0	0.9954	0.000243	0.046	0.9961	0.000114	0.040	0.9993	0.000016	0.012
	10	2	0.9863	0.000692	0.074	0.9794	0.002309	0.098	0.9761	0.001341	0.091
	10	2	0.9929	0.000085	0.031	0.9945	0.00005	0.038	0.9991	0.000008	0.011
	15	2	0.9958	0.000064	0.027	0.9984	0.000248	0.047	0.9965	0.000093	0.038
15	4	0.9856	0.000492	0.056	0.9793	0.001483	0.093	0.9865	0.001208	0.090	

Table 4 Some of the best MLP neural network topologies to predict color values

Transfer functions	The number of neurons in hidden layer		C*			h*		
	First	Second	R ²	MSE	RMSE	R ²	MSE	RMSE
			Tansig					
	4	1	0.9899	0.000249	0.046	0.9917	0.000173	0.043
	5	0	0.9764	0.000932	0.079	0.9693	0.001012	0.087
	<u>5</u>	<u>2</u>	0.9924	0.000107	0.039	0.9946	0.000134	0.042
	8	0	0.9562	0.000398	0.054	0.9736	0.000641	0.075
	8	2	0.9943	0.000093	0.036	0.9913	0.000129	0.041
	<u>8</u>	<u>3</u>	<u>0.9991</u>	<u>0.000028</u>	<u>0.014</u>	<u>0.9982</u>	<u>0.000076</u>	<u>0.025</u>
	10	2	0.9973	0.000105	0.038	0.9987	0.000019	0.013
Purelin								
	3	2	0.9764	0.000938	0.080	0.9801	0.000762	0.078
	4	0	0.9893	0.000652	0.075	0.9849	0.000459	0.069
	4	1	0.9932	0.000072	0.024	0.9947	0.000085	0.032
	5	3	0.9974	0.000025	0.019	0.9983	0.000031	0.021
	5	4	0.9983	0.000201	0.043	0.9990	0.000064	0.027
	<u>7</u>	<u>0</u>	<u>0.9992</u>	<u>0.000059</u>	<u>0.025</u>	<u>0.9994</u>	<u>0.000096</u>	<u>0.037</u>
Logsig								
	8	2	0.9963	0.000489	0.070	0.989	0.000761	0.078
	8	3	0.9865	0.001001	0.087	0.9884	0.000839	0.082
	9	0	0.9737	0.001319	0.091	0.9793	0.000992	0.085
	9	1	0.9529	0.002693	0.101	0.9649	0.001329	0.090
	10	0	0.9692	0.001873	0.096	0.9791	0.001762	0.095
	10	1	0.9921	0.000283	0.047	0.9916	0.000121	0.041
	<u>10</u>	<u>2</u>	<u>0.9989</u>	<u>0.000117</u>	<u>0.040</u>	<u>0.9937</u>	<u>0.000141</u>	<u>0.042</u>
	10	3	0.9932	0.000206	0.045	0.9892	0.000100	0.038
	10	4	0.9941	0.000087	0.033	0.9932	0.000129	0.041
	11	0	0.9973	0.000076	0.025	0.9943	0.000203	0.044
	11	1	0.9961	0.000084	0.032	0.9820	0.000581	0.073
	12	2	0.9934	0.000119	0.040	0.9948	0.000073	0.031
	12	4	0.9844	0.000093	0.036	0.9834	0.000093	0.037

مدل‌های ریاضی دارای عملکرد بهتری در تخمین نتایج هستند. مدل‌های ریاضی دارای ثابت‌ها و ضرایب‌های معینی بوده که برای انجام فرایند برازش، نیاز به تعیین آنها است که این فرایند علاوه بر زمان‌بر بودن نیاز به عملیات اجرایی طولانی دارد. مدل‌های

بر اساس نتایج حاصله هم مدل ریاضی و هم مدل ANN قادر به پیش‌بینی تغییرات کیفی ازگیل طی نگهداری در سردخانه می‌باشند. برای مقایسه مدل‌ها ضرایب R^2 و RMSE استفاده گردید. با بررسی این شاخص‌ها، مدل‌های ANN نسبت به

کیفی و هم پارامتر کمی وجود دارد. نتایج مقایسه عملکرد مدل‌های ریاضی و ANN در پیش‌بینی تغییرات پارامترهای فیزیکی، شیمیایی و رنگی حاکی از آن است که می‌توان با اطمینان بیشتری به پیش‌بینی مدل‌های ANN اعتماد نموده و از آن در فرایندهای مورد نیاز بهره برد.

۵- تقدیر و تشکر

مطالعه حاضر حاصل بخشی از طرح پژوهشی مصوب گروه علوم و صنایع غذایی دانشگاه زنجان (مورخ ۱۳۹۸/۰۴/۱۰) با عنوان "خصوصیات فیزیکی، شیمیایی، بصری (پردازش تصویر)، آثرودینامیکی، هیدرودینامیکی میوه‌های ایرانی تحت شرایط مختلف فراوری و نگهداری" می‌باشد.

۶- منابع

- [1] Application and Evaluation of a Pectin-Based Edible Coating Process for Quality Change Kinetics and Shelf-Life Extension of Lime Fruit (*Citrus aurantifolium*). Maftoonazad, Neda and Ramaswamy, Hosahalli S. . 2019, Coatings, Vol. 285, pp. 1-14.
- [2] Mathematical Models for the Representation of Some Physiological and Quality Changes during Fruit Storage. Castellanos, Diego Alberto and Herrera, Aníbal Orlando. 1, 2015, Journal of Postharvest Technology, Vol. 03, pp. 18-35.
- [3] Kinetics of changes in the physical quality parameters of fresh tomato fruits (*Solanum lycopersicum*, cv. 'Zinac') during storage. Pinheiro, Joaquina, et al. 2013, Journal of Food Engineering, Vol. 114, pp. 338-345.
- [4] Evaluation and modeling of changes in shelf life, firmness and color of 'Hass' avocado depending on storage temperature. Sierra, Neidy M., et al. 5, 2019, Food Science and Technology International, Vol. 25, pp. 370-384.
- [5] Improvement in fresh fruit and vegetable logistics quality: Berry logistics field studies. Do Nascimento Nunes , M.C., et al. 2014, Philosophical Transactions of The Royal Society A Mathematical Physical and Engineering Sciences, Vol. 372.

ریاضی عمدتاً قادر به پیش‌بینی رفتار خطی و غیر خطی ساده تغییرات در طول زمان است و هرگز توانایی تعیین روابط غیر خطی پیچیده بین پارامترهای ورودی و خروجی را ندارند. در صورتی که مدل‌های ANN به راحتی قادر است تا روابط پیچیده غیر خطی و نیز برهم‌کنش‌های بین متغیرهای ورودی و خروجی را تخمین بزند.

۴- نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر جهت مدل‌سازی تغییرات کیفی (پارامترهای فیزیکی، شیمیایی و رنگی) میوه ازگیل (*Mespilus germanica*) در طول زمان نگهداری در سردخانه از انواع مختلف مدل سینتیکی و نیز انواع توپولوژی‌های ANN استفاده گردید. نتایج تجربی بدست آمده از آزمایشات به منظور مدل‌سازی ریاضی با پنج مدل سینتیکی متداول درجه صفر، درجه اول، درجه دوم، تبدیل جزء و ویبال برازش گردید. از بین این مدل‌های ریاضی، مدل ویبال توانست بهترین توصیف را از سینتیک تغییرات فیزیکی و شیمیایی با ضرایب R^2 بالاتر از ۰/۹۴۰۲ و RMSE کمتر از ۰/۵۳۱ و نیز سینتیک تغییرات رنگی با ضرایب R^2 بالاتر از ۰/۸۲۵۰ و RMSE کمتر از ۰/۵۷۸ طی نگهداری ازگیل در سردخانه داشته باشد. در ادامه نیمه عمر بر اساس هریک از پارامترهای فیزیکی و شیمیایی و با استفاده از ثابت سرعت معادله درجه اول محاسبه گردید. همچنین چندین MLP با یک و دو لایه پرسپترون، با انواع تابع‌های آستانه‌ای سیگموئید لگاریتمی، خطی و تانزانت هایپربولیک سیگموئید و نیز الگوریتم آموزشی لونیبرگ-مارگوات به منظور تعیین مناسب‌ترین ANN بررسی گردید. نتایج بررسی منجر به انتخاب ANN تابع آستانه خطی و الگوریتم آموزشی لونیبرگ-مارگوات و با پیکربندی ۳-۸-۴ و ۳-۷-۲ به ترتیب برای پیش‌بینی تغییرات پارامترهای فیزیکی، شیمیایی و پارامترهای رنگی گردید. با توجه به تقریبی بودن پارامترهای مدل‌های ریاضی، خطای پیش‌بینی آنها بالا است. از طرفی دیگر در این مدل امکان محاسبه پارامترهای کیفی وجود ندارد. در مدل‌های ANN در صورت نیاز امکان تغییر در متغیرهای ورودی و خروجی و تخمین چندین متغیر در خروجی آن وجود دارد. علاوه بر آن امکان اندازه‌گیری هم پارامتر

- Ketelaere, Bart, et al. 1, 2006, *Postharvest Biology and Technology*, Vol. 39, pp. 1-9.
- [18] Folate, ascorbic acid, anthocyanin and colour changes in strawberry (*Fragaria × annanasa*) during refrigerated storage. Octavia, Lisa and Choo, Wee Sim. 2018, *LWT - Food Science and Technology*.
- [19] Color, anthocyanin pigment, ascorbic acid and total phenolic compound determination in organic versus conventional strawberries (*Fragaria × ananassa* Duch, cv Selva). Crecente-Campo, J., et al. 1, 2012, *Subtropical plant science*, Vol. 28, pp. 23-30.
- [20] Mathematical modelling of color, texture kinetics and sensory attributes characterisation of ripening bananas for waste critical point determination. Nannyonga, Stella, et al. 2016, *Journal of Food Engineering*, pp. 205-210.
- [21] Color and Texture Change Kinetics in Ripening Bananas. Chen, C.R. and Ramaswamy, H.S. 5, 2002, *LWT - Food Science and Technology*, Vol. 35, pp. 415-419.
- [22] Kinetic Model for Colour Changes in Bananas During the Appearance of Chilling Injury Symptoms. Hashim, Norhashila, et al. 2012, *Food and bioprocess technology*, pp. 2952-2963.
- [23] Kinetic modeling of firmness breakdown in 'Braeburn' apples stored under different controlled atmosphere conditions. Gwanpua, S.G., et al. 2012, *Postharvest Biology and Technology*, Vol. 67, pp. 68-74.
- [24] Gupta, M.M., Jin, J. and Homma, N. *Static and dynamic neural networks: from fundamentals to advanced theory*. Hoboken, New Jersey : John Wiley & Sons, Inc., 2003.
- [25] Modeling of thin-layer drying kinetics of barberry Fruit (*Berberis Vulgaris*) using artificial neural network. Tavakoli Hashtjin, T., Khosh Taghaza, M.H. and Gorjian, S.H. 11, 2014, *Journal of food science and technology*, Vol. 45, pp. 1-12.
- [26] Apple sorting using artificial neural network and spectral imaging. Kavdir, I. and Guyer, D.E. 6, 2002, *Transactions of the ASAE*, Vol. 45, pp. 1992-2005.
- [27] Prediction of tangerine mass based on geometrical properties. Rashidi, M. and Keshavarzpour, F. 4, 2011, *Academic Journal of Plant Sciences*, Vol. 4, pp. 98-104.
- [6] Modelling sensorial and nutritional changes to better define quality and shelf life of fresh-cut melons. Amodio, M.L., Derossi, A. and Colelli, G. 1, 2013, *Journal of Agricultural Engineering*, Vol. 44, pp. 38-45.
- [7] Degradation kinetic modelling of ascorbic acid and colour intensity in pasteurised blood orange juice during storage. Remini, Hocine, et al. 2015, *Food Chemistry*, Vol. 173, pp. 665-673.
- [8] Kinetic modeling of ascorbic acid degradation of pineapple juice subjected to combined pressure-thermal treatment. Dhakala, Santosh, et al. 2018, *Journal of food engineering*, Vol. 224, pp. 62-70.
- [9] study on degradation kinetics of riboflavin in spinach (*Spinacea oleracea* L.). Nisha, P., Singhal, R.S. and Pandit, A.B. 4, 2005, *Journal of Food Engineering*, Vol. 67, pp. 407-412.
- [10] Color Kinetics During Ripening of Indian Mangoes. Eyarkai Nambi, V., et al. 10, 2016, *International Journal of Food Properties*, Vol. 19, pp. 2147-2155.
- [11] Heldman, D. R. *Food preservation process design*. US : Springer, 2013. pp. 489-497.
- [12] An empirical model for the description of moisture sorption curves. Peleg, M. 1988, *Journal of Food Engineering*, Vol. 55, pp. 1084-1087.
- [13] Shelf life estimation from accelerated storage data. Corradini, M.G. and Peleg, M. 2007, *Trends in Food Science and Technology*, Vol. 18, pp. 37-47.
- [14] Normalized Weibull distribution for modeling rehydration of foods particulates. Marabi, A., et al. 2003, *European Food Research and Technology*, Vol. 217, pp. 311-318.
- [15] Stochastic approach to the modelling of water losses during osmotic dehydration and improved parameter estimation. Cunha, L.M., et al. 2001, *International journal of Food Science and Technology*, Vol. 36, pp. 253-262.
- [16] Mango Firmness Modeling as Affected by Transport and Ethylene Treatments. Schouten, Rob E., et al. 2018, *Frontiers in Plant Science*, Vol. 9, p. 1647.
- [17] A methodological approach for the identification and quantification of sources of biological variance in postharvest research. De

- Rosaceae). Dincer, Barbaros, et al. 2002, Food Chemistry, Vol. 77, pp. 1-7.
- [39] Physicochemical and Rheological Properties of Wild Medlar Concentrate. Salehi, F. and Kashaninejad, M. 59, 2016, Food Science and Technology, Vol. 13, pp. 49-57.
- [40] Prediction of Cucumber Acoustic Response, Crispness Index and Firmness Using Artificial Neural Networks. Jahangiri-Saleh, M., et al. 2017, Food Science and Technology, Vol. 14, pp. 265-276.
- [41] Effects of cellophane-film packaging and cold storage on the keeping quality and storage life of loquat fruit (*Eriobotrya japonica*). Ashournezhad, M and Ghasemnezhad, M. 2, 2012, Iranian Journal of Nutrition Sciences & Food Technology, Vol. 7, pp. 95-102.
- [42] Evaluation of the ripening stages of apple (Golden Delicious) by means of computer vision system. Cardenas-Perez, Stefany , et al. 2017, biosystems engineering, Vol. 159, pp. 46-58.
- [43] Helrich, K. AOAC Official Methods of Analysis. Official Methods of Analysis of the AOAC International. fifteenth, 1990.
- [44] Image processing applied to classification of avocado variety Hass (*Persea americana* Mill) during the ripening process. Arzate-Vazquez, I., et al. 2011, Food and Bioprocess Technology, Vol. 4, pp. 1307-1313.
- [45] Modelling kinetics of thermal degradation of colour in peach puree. Avila, I. and Silva, C. . 2, 1999, Journal of Food Engineering, Vol. 39, pp. 161-166.
- [46] Kinetics of Thermal Degradation of Chlorophyll in Spinach Puree. Gupte, S., El-Bisi, H. and Francis, F. 4, 1964, Journal of Food Science, Vol. 29, pp. 379-382.
- [47] Kinetics of colour change of kiwifruits during hot air and microwave drying. Maskan, M. 2, 2001, Journal of Food Engineering, Vol. 48, pp. 169-175.
- [48] Thermal kinetics of color changes in pea puree. Shin, S. and Bhowmik, S.R. 1, 1995, Journal of Food engineering, Vol. 24, pp. 77-86.
- [49] A Weibullian model for microbial injury and mortality. Corradini, Maria G and Peleg, Micha. 3, 2007, International Journal of Food Microbiology, Vol. 119, pp. 319-328.
- [28] Analysis of some technological and physical characters of mandarin (*Citrus reticulata*) fruit in Iran. Khadivi-Khub, A. 2013, ISRN Agronomy, pp. 1-4.
- [29] Models for predicting the mass of lime fruits by some engineering properties. Miraei-Ashtiani, S.H., et al. 11, 2014, Journal of Food Science and Technology, Vol. 55, pp. 3411-3417.
- [30] Some physical and chemical parameters of wild medlar (*Mespilus germanica* L.) fruit grown in Turkey. Hacıseferogulları, Haydar, et al. 2005, Journal of Food Engineering, Vol. 69, pp. 1-7.
- [31] Morphological and fruit characterizations of common medlar (*Mespilus germanica* L.) germplasm. Khadivi, Ali , et al. 2019, Scientia Horticulturae, Vol. 252, pp. 38-47.
- [32] Phenolic acid content and radical scavenging activity of extracts from medlar (*Mespilus germanica* L.) fruit at different stages of ripening. Gruz, Jiri , et al. 2011, Food Chemistry, Vol. 124, pp. 271-277.
- [33] Evaluation of physicochemical and microbiological properties, antioxidant activities and phenolic Compounds of medlar (*Mespilus germanica* L.) syrup. Raftani Amiri, Z. and Akbari, Nastaran. 75, 2018, Food Science and Technology, Vol. 15, pp. 81-88.
- [34] Effect of Five Different Stages of Ripening on Chemical Compounds in Medlar (*Mespilus germanica* L.). Rop , Otakar, et al. 2011, Molecules, Vol. 16, pp. 74-91.
- [35] Characterization of chemical, molecular, thermal and rheological properties of medlar pectin extracted at optimum conditions as determined by Box-Behnken and ANFIS models. Al-Amoudia, Rami H., et al. 2019, Food Chemistry, Vol. 271, pp. 650-662.
- [36] Assessment of in vitro Antioxidant and Antidiabetic Capacities of Medlar (*Mespilus germanica*). Isbilir, Sebnem selen, Kabala, Sevilay inal and Yagar, Hulya. 2, 2019, Not Bot Horti Agrobo, Vol. 47, pp. 384-389.
- [37] The evaluation of antioxidant properties and stability of phenolic compounds from medlar (*Mespilus germanica* L.) fruit. Mamashloo, S., et al. 2012, Journal of Research and Innovation in Food Science and Technology, pp. 219-228.
- [38] Characterization of polyphenoloxidase from medlar fruits (*Mespilus germanica* L.,

- Fortuny, R. and Martin-Belloso, O. 2009, *Journal of Food Science*, Vol. 74, pp. 184-191.
- [58] Description of the kinetic enzymatic browning in banana (*Musa cavendish*) slices using non-uniform color information from digital images. Quevedo, R., et al. 2009, *Food Research International*, Vol. 42, p. 1309-1314.
- [59] Use of Weibull distribution for describing kinetics of antioxidant potential changes in fresh-cut watermelon. Oms-Oliu, G., et al. 2009, *Journal of Food Engineering*, Vol. 95, pp. 99-105.
- [60] Effect of pectin-based coating on the kinetics of quality change associated with stored avocados. Maftoonazad, N. and Ramaswamy, H. 2008, *Journal of Food Processing and Preservation*, Vol. 34, pp. 621-643.
- [61] Degradation patterns for external and nutritional quality parameters of fresh-cut "Cantaloupe" melons. Amodio, M.L., et al. 2012, *Acta Horticulturae*, Vol. 948, pp. 641-648.
- [62] Kinetics of Qualitative Changes of Hamburger During Frying. Vahed dehkordi, N., Jahanbakhshian, N. and Hojatoleslami, M. 78, 2018, *Journal of Food Science and Technology*, Vol. 15, pp. 285-294.
- [63] Computer Vision System Applied to Classification of "Manila" Mangoes During Ripening Process. Vélez-Rivera, Nayeli, et al. 4, 2014, *Food and Bioprocess Technology*, Vol. 7, pp. 1183-1194.
- [64] Use of kinetic, Weibull and PLSR models to predict the retention of ascorbic acid, total phenols and antioxidant activity during storage of pasteurized pineapple juice. Zheng, Hong and Lu, Hongfei. 2011, *LWT - Food Science and Technology*, Vol. 44, pp. 1273-1281.
- [50] A Theoretical Comparison of Losses in Foods under Fluctuating Temperature Sequences. Labuza, P. 4, 1979, *Journal of food science*, Vol. 44, pp. 1162-1168.
- [51] Kinetics of Chlorophyll Degradation and Color Loss in Heated Broccoli Juice. Weemaes, C.A., et al. 6, 1999, *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, Vol. 47, pp. 2404-2409.
- [52] Levenspiel, O. Interpretation of batch reactor data. *Chemical Reaction Engineering*. second ed. New York : s.n., 1972, pp. 41-47.
- [53] Comparative analysis of linear and nonlinear methods of estimating the pseudo-second-order kinetic parameters for sorption of malachite green onto pretreated rice husk. Chowdhury, S. and Das Saha, P. 2011, *Bioremediation Journal*, Vol. 15, pp. 181-188.
- [54] Prediction the moisture content of kiwifruit in vacuum drier using artificial neural network. Majidzadeh, H., Emadi, B. and Farzad, A.A. . 1, 2015, *Iranian Food Science and Technology Research Journal*, Vol. 11, pp. 107-117.
- [55] Degradation kinetic of vitamin C (L-ascorbic acid) during simultaneous infrared dry-blanching and dehydration of apple slices with intermittent heating method. Sabbaghi, H., Ziaifar, A.M. and Kashaninejad, M. . 5, 2019, *Iranian Food Science and Technology Research Journal*, Vol. 14, pp. 798-802.
- [56] Quantification of enzymatic browning kinetics in pear slices using non-homogenous L* color information from digital images. Quevedo, R., et al. 2009, *LWT - Food Science and Technology*, Vol. 42, pp. 1367-1373.
- [57] Influence of storage temperature on the kinetics of the changes in anthocyanins, vitamin c, and antioxidant capacity in fresh-cut strawberries stored under high-oxygen atmospheres. Odriozola-Serrano, I., Soliva-

Modelling medlar (*Mespilus germanica*) quality changes during cold storage using kinetics models and artificial neural network

Zandi, M. ^{1*}, Ganjlo, A. ², Bimakr, M. ³

1. Assistant Professor, Department of Food Science and Engineering, Faculty of agricultural, University of Zanjan, Zanjan, Iran
2. Associate Professor, Department of Food Science and Engineering, Faculty of agricultural, University of Zanjan, Zanjan, Iran
3. Associate Professor, Department of Food Science and Engineering, Faculty of agricultural, University of Zanjan, Zanjan, Iran

(Received: 2019/07/30 Accepted:2020/02/03)

The aim of this research was to investigate the degradation kinetics of the major quality properties of medlar (*Mespilus germanica*) during cold storage. Medlar is a widely growth in northern Iran and its fruit is used as a nutritional component and as a medicinal remedy. In fruits, quality properties are used as a consumer-based criteria of acceptability. So it is important to evaluate parameters that affected the medlar quality. Measurement of these parameters is an expensive and time-consuming process. Therefore, parameter prediction due to affecting factors will be more useful. In the present research, mathematical models and artificial neural networks (ANN) were used for modelling the relationship between physicochemical properties and color attributes with cold storage time. Five kinetic models *viz.* zero order, first order, Second order, fractional conversion and Weibull models were used for modelling using MATLAB. Among the kinetics models, the Weibull model was found to be more suitable to predict the changes in all physicochemical ($R^2 \geq 0.9402$ & $RMSE \leq 0.578$) and color ($R^2 \geq 0.8250$ & $RMSE \leq 0.578$) parameters. In ANN, multi-layer perception (MLP) used with different number of neurons. The network's inputs include storage time, medlar moisture content and ripening stage and the network's output were the values of the physicochemical and color properties. The training rule was Momentum Levenberg-Marquardt. The transfer functions were Tansig, Purelin and Logsig. The results showed that MLP network with Levenberg-Marquardt training function, Purelin transfer function and 3-8-4-3 and 3-7-2 topologies had the best accuracy for prediction of for physicochemical and color properties. This network can predict physicochemical and color properties of the medlar with R^2 coefficient of 0.9983 and 0.9992 and MSE of 0.021, 0.000008 and 0.000059 respectively.

Key word: Medlar, ANN, Kinetics models, Mathematical modeling, Physicochemical properties

* Corresponding Author E-Mail Address: zandi@znu.ac.ir