



انجمن تخصصی علوم و صنایع غذایی ایران

مجله الکترونیک فرآوری و نگهداری مواد غذایی

جلد اول، شماره اول، بهار ۸۸

۱-۱۲

www.ejfp.info



دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گیلان

مدل سازی سینتیک انتقال جرم طی فرآیند آبگیری اسمزی کیوی توسط

شبکه های عصبی مصنوعی

* میلاذ فتحی^۱، محبت محبی^۲ و سید محمدعلی رضوی^۳

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه علوم و صنایع غذایی، دانشگاه فردوسی مشهد، آستادیار، گروه علوم و صنایع غذایی،

دانشگاه فردوسی مشهد، آدانشیار، گروه علوم و صنایع غذایی، دانشگاه فردوسی مشهد

تاریخ دریافت: ۸۷/۱۲/۱۵؛ تاریخ پذیرش: ۸۸/۲/۲

چکیده

در این پژوهش از مدل های شبکه عصبی مصنوعی به منظور پیشگویی سینتیک انتقال جرم کیوی طی فرآیند آبگیری اسمزی استفاده گردید. آبگیری اسمزی در محلول های ساکارز با غلظت ۳۰، ۴۰، ۵۰ و ۶۰ درصد و در دماهای ۲۰، ۴۰ و ۶۰ درجه سانتی گراد به مدت ۳۰، ۶۰، ۹۰ و ۱۲۰ دقیقه انجام شد. برای پیشگویی درصد جذب مواد جامد و کاهش آب از شبکه عصبی مصنوعی چند لایه با ۳ ورودی (شرایط فرآیند) استفاده شد. نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی دارای ۹ نورون در لایه پنهان بیشترین تطابق را با داده های آزمایشی داشته و قادر به پیشگویی درصد جذب مواد جامد و کاهش آب با ضریب همبستگی به ترتیب ۰/۹۳ و ۰/۹۹ می باشد.

واژه های کلیدی: آبگیری اسمزی، شبکه عصبی مصنوعی، سینتیک انتقال جرم، کیوی

* - مسئول مکاتبه: miladfath@yaho.com

مقدمه

کیوی (*Actinidia deliciosa*) به دلیل میزان زیاد اسید اسکوربیک و ترکیبات آنتی‌اکسیدانی از جمله کاروتنوئیدها و لوتئین میوه‌ای با ارزش تغذیه‌ای بالا محسوب می‌شود (کاسانو و همکاران، ۲۰۰۶). با این وجود به دلیل میزان بالای محتوای رطوبتی آن (بیش از ۸۰ درصد وزن مرطوب)، استفاده از فرآیندهای نگهداری به منظور افزایش زمان ماندگاری آن ضروری به نظر می‌رسد. آبیگری اسمزی به عنوان پیش تیمار برای بسیاری از فرآیندهای نگهداری از جمله انجماد، خشک کردن انجمادی، خشک کردن توسط مایکروویو و یا هوای داغ به منظور بهبود ویژگی‌های حسی، تغذیه‌ای و یا کاربردی مواد غذایی، استفاده گسترده‌ای دارد. آبیگری اسمزی خارج کردن قسمتی از آب موجود در بافت ماده غذایی با استفاده از غوطه‌ور کردن آن در یک محلول هایپرتونیک^۱ (اسمزی) می‌باشد که نیروی لازم برای انتقال جرم، توسط فشار اسمزی محلول فراهم می‌گردد. به‌طور کلی سه جریان انتقال جرم طی فرآیند آبیگری اسمزی رخ می‌دهد که شامل انتقال آب از ماده غذایی به محلول اسمزی، انتقال مواد حل شده از محلول اسمزی به درون ماده غذایی و تراوش مواد محلول ماده غذایی به محلول اسمزی می‌باشد (راستوگی و همکاران، ۲۰۰۵). وجود چنین جریان‌های همزمان انتقال جرم طی فرآیند آبیگری اسمزی یکی از اساسی‌ترین مشکلات مدل‌سازی سینتیک (میزان جذب مواد جامد و کاهش آب) این فرآیند می‌باشد (اسپیازی و ماسچرون، ۱۹۹۷). عموماً مدل‌سازی این فرآیند با استفاده از قانون دوم فیک^۲ و یا مدل‌های رگرسیون انجام می‌شود (راستوگی و همکاران، ۲۰۰۵). علی‌رغم سادگی این مدل‌ها استفاده از آن‌ها به دلیل وابسته بودن به تعداد زیادی از ویژگی‌های فیزیکی ماده غذایی و نیز توانایی پیشگویی پارامترهای سینتیکی فقط در شرایط نزدیک به شرایط آزمایشی اولیه، محدودیت‌هایی دارد (اوکوآ-مارتینز و همکاران، ۲۰۰۷).

امروزه با توسعه فناوری‌های پردازش رایانه‌ای، به‌طور گسترده از مزایای فناوری هوش مصنوعی مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی به منظور مدل‌سازی فرآیندها استفاده می‌شود. یک شبکه عصبی مصنوعی مجموعه‌ای از عناصر محاسباتی (نورون) است که عملکردی مشابه نورون‌های زیستی دارند. این مجموعه قادر است بدون هیچ دانش قبلی از فرآیند مورد بررسی، ارتباط ذاتی بین داده‌ها را کشف نماید (وینود و ویکرانت، ۲۰۰۲؛ هایکین، ۱۹۹۴).

۱- Hypertonic

۲- Fick's Second Law

پژوهشگران متعددی از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی سینتیک آبیگری اسمزی استفاده کرده‌اند. به‌عنوان مثال امیریوسفی و محبی (۲۰۰۸) به‌منظور پیشگویی درصد جذب مواد جامد، کاهش آب و محتوای رطوبتی سیب‌زمینی آبیگری شده توسط محلول اسمزی نمک، از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده نمودند. نتایج این محققان نشان داد که بهترین مدل برای پیشگویی پارامترهای فوق دارای ۲ لایه پنهان و ۱۰ نورون در هر لایه می‌باشد. همچنین اوکوا- مارتینز و آیالا- آپاوانت (۲۰۰۷) از شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌منظور مدل‌سازی سینتیک آبیگری اسمزی سبب استفاده نمودند. این محققان بیان نمودند مدل شبکه عصبی مصنوعی دارای ۱ لایه پنهان و ۴ نورون در لایه پنهان نسبت به مدل‌های رگرسیونی کارایی بهتری برای پیشگویی درصد جذب مواد جامد و کاهش آب دارد.

با توجه به ضرورت نیاز به روش‌های نگهداری مناسب برای افزایش زمان ماندگاری کیوی و نیز نیاز به پیشگویی دقیق پارامترهای سینتیکی انتقال جرم طی فرآیند آبیگری اسمزی، اهداف این تحقیق آبیگری اسمزی کیوی توسط محلول اسمزی ساکارز در غلظت، دما و زمان‌های مختلف، تعیین درصد جذب مواد جامد و کاهش آب و مدل‌سازی سینتیک انتقال جرم فرآیند آبیگری اسمزی کیوی توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد.

مواد و روش‌ها

آبیگری اسمزی و تعیین میزان جذب مواد جامد و کاهش آب: کیوی رقم هایوارد^۱ از باغ‌های شناسنامه‌دار ساری تهیه و قبل از شروع آزمایش‌ها در یخچال در دمای ۱ درجه سانتی‌گراد نگهداری گردید. میزان رطوبت با قرار دادن نمونه‌ها در آون در دمای ۹۰ درجه سانتی‌گراد تا رسیدن به وزن ثابت و مواد جامد محلول (بریکس) توسط رفرکتومتر^۲ تعیین شد. رطوبت و بریکس کیوی تازه به‌ترتیب برابر $84/5 \pm 0/9$ درصد (براساس وزن مرطوب) و $12/4 \pm 0/7$ درجه بود.

برش‌های کیوی با قطر ۴۰ میلی‌متر و ضخامت ۱۰ میلی‌متر تهیه گردید و پس از توزین توسط ترازوی الکترونیکی^۳ با دقت ۰/۰۱ گرم، درون محلول‌های اسمزی ساکارز با غلظت‌های ۳۰، ۴۰، ۵۰ و ۶۰ درصد (وزنی-وزنی) با دماهای ۲۰، ۴۰ و ۶۰ درجه سانتی‌گراد غوطه‌ور شدند. برای حفظ دما و

۱- Hayward

۲- Model BX-TA, Japan

۳- AND. EK-300i, Japan

غلظت یکسان درون محلول اسمزی، طی انجام آزمایش محلول‌های اسمزی توسط همزن مغناطیسی با سرعت یکسان به هم می‌خورند. نمونه‌ها پس از ۳۰، ۶۰، ۹۰ و ۱۲۰ دقیقه از درون محلول اسمزی خارج گردیده، رطوبت سطحی آن‌ها توسط کاغذ صافی حذف شد. درصد جذب مواد جامد و کاهش آب پس از توزین نهایی و تعیین وزن خشک نمونه‌ها، به ترتیب با استفاده از رابطه‌های ۱ و ۲ محاسبه گردید (جیانگی‌اکومو، ۱۹۸۷).

$$SG = \frac{(WS_t - WS_0)}{(WS_0 - WW_0)} \times 100 \quad (1)$$

$$WL = \frac{(WW_0) - (W_t - WS_t)}{(WS_0 - WW_0)} \times 100 \quad (2)$$

در معادلات فوق، SG و WL به ترتیب بیان‌کننده درصد جذب مواد جامد و کاهش آب، WW_0 و WS_0 به ترتیب وزن آب و ماده خشک موجود در نمونه قبل از آگیری اسمزی و W_t و WS_t به ترتیب وزن کیوی و ماده خشک آن پس از فرآیند آگیری اسمزی می‌باشد.

طراحی شبکه عصبی مصنوعی: در این پژوهش به منظور مدل‌سازی سینتیک آگیری اسمزی کیوی از شبکه عصبی مصنوعی چند لایه پرسپترون^۱ که یکی از پرکاربردترین شبکه‌های پیشخور^۲ می‌باشد، استفاده گردید. این نوع شبکه‌های عصبی مصنوعی متشکل از سه جزء ذیل می‌باشد:

(۱) لایه ورودی، که شامل نوروهای متناظر با پارامترهای مستقل می‌باشد.

(۲) یک یا چند لایه پنهان، که بنا به پیچیدگی مدل هر لایه مخفی دارای چند نورو پنهان می‌باشد.

(۳) لایه خروجی، که شامل نوروهای متناظر با پارامترهای وابسته می‌باشد.

در درون هر نورو برای تولید خروجی (y_j)، محاسبات به صورت زیر انجام می‌شود (به جز نوروهای لایه ورودی، که اطلاعات را بدون هیچ‌گونه پردازش به لایه پنهان انتقال می‌دهند):

$$y_j = \sum_{i=1}^n f(w_{ij}x_i) + b_j \quad (3)$$

در معادله فوق w_{ij} ضریب وزنی نورو شماره i که به نورو شماره j متصل است می‌باشد. n تعداد ورودی‌های هر نورو و b_j بردار بایاس نورو j است. بردار بایاس با افزودن یک مقدار ثابت به

۱- Perceptron

۲- Feed-Forward

مجموع حاصل ضرب اوزان در بردارهای ورودی باعث تسریع فرآیند یادگیری شبکه عصبی مصنوعی می‌شود. f در این معادله بیانگر تابع فعال‌سازی می‌باشد. در این پژوهش از شبکه‌های عصبی مصنوعی با یک لایه پنهان و ۲ تا ۲۰ نورون در لایه پنهان استفاده گردید. غلظت و دمای محلول اسمزی، همچنین زمان فرآیند به‌عنوان ورودی‌های شبکه عصبی مصنوعی و درصد جذب مواد جامد و کاهش آب به‌عنوان خروجی شبکه در نظر گرفته شد. در نورون‌های لایه پنهان از تابع تانژانت هیپربولیک (معادله ۴) و در لایه خروجی از تابع خطی استفاده گردید.

$$\tanh = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (4)$$

آموزش شبکه عصبی به روش پس انتشار خطا انجام گرفت. در این روش، محاسبات از ورودی شبکه به سوی خروجی شبکه انجام می‌شود. سپس مقادیر خطا محاسبه شده و به لایه‌های قبل انتشار یافته و بردارهای وزن از آخرین لایه به سوی نخستین لایه، به تدریج طوری تغییر می‌کند که خطای پیشگویی کمتر گردد. برای این منظور به ترتیب ۴۰، ۳۰ و ۳۰ درصد داده‌ها برای آموزش، ارزیابی و آزمون شبکه استفاده گردید. به منظور مقایسه کارایی شبکه‌های عصبی مختلف برای پیشگویی پارامترهای سینتیکی مورد بررسی، از شاخص‌های میانگین مربعات خطا^۱، میانگین مربعات خطای نرمالیزه شده^۲، میانگین خطای مطلق^۳ و ضریب همبستگی^۴ استفاده شد (رابطه‌های ۵-۹). آزمایش‌های در غالب آزمون فاکتوریل^۵ با ۴ تکرار انجام شد. مدل‌سازی شبکه عصبی توسط نرم‌افزار نوروسولوشن نسخه ۵^۶ انجام گرفت.

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - T_i)^2}{N} \quad (5)$$

$$NMSE = \frac{1}{\sigma^2} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (O_i - T_i)^2 \quad (6)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |O_i - T_i| \quad (7)$$

-
- ۱- Mean-Squared Error (MSE)
 ۲- Normalized Mean-Squared Error (NMSE)
 ۳- Mean Absolute Error (MAE)
 ۴- Correlation Coefficient (R)
 ۵- Factorial Test
 ۶- Neurosolution Version 5.0

$$R = \sqrt{1 - \frac{\sum_{i=1}^N [O_i - T_i]^2}{\sum_{i=1}^N [O_i - T_m]^2}} \quad (8)$$

در معادله‌های فوق O و T به ترتیب مقادیر پیشگویی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی و واقعی داده N ، T_m ، تعداد داده‌ها و σ^2 واریانس داده‌ها می‌باشد. T_m با استفاده از رابطه زیر محاسبه گردید:

$$T_m = \frac{\sum_{i=1}^N O_i}{N} \quad (9)$$

نتایج و بحث

مقادیر متوسط درصد جذب مواد جامد و کاهش آب کیوی آبدار شده در جدول ۱ آمده است. با افزایش دما و غلظت محلول اسمزی، همچنین زمان غوطه‌وری درصد جذب مواد جامد و کاهش آب نمونه‌های آبدار شده افزایش یافت. بنابراین نمونه‌هایی که در محلول اسمزی ۶۰ درصد و دمای ۶۰ درجه سانتی‌گراد به مدت ۱۲۰ دقیقه غوطه‌ور شده بودند، بیشترین درصد جذب مواد جامد و کاهش آب را داشتند (به ترتیب ۹/۲۸ و ۵۲/۹۸ درصد). افزایش درصد جذب مواد جامد و کاهش آب با افزایش دمای محلول اسمزی را می‌توان به دلیل افزایش قابلیت نفوذپذیری غشاء سلولی نسبت به انتقال آب و مواد جامد دانست.

از طرف دیگر افزایش غلظت محلول اسمزی باعث افزایش فشار اسمزی در بافت کیوی و در نتیجه افزایش درصد جذب مواد جامد و کاهش آب گردید. زنونیان و همکاران (۲۰۰۸) نیز به نتایج مشابهی در مورد کدو حلواپی دست یافتند.

تعداد بهینه نورونها در لایه پنهان براساس روش آزمون و خطا تعیین گردید. مقادیر خطای پیشگویی شبکه‌های عصبی مصنوعی مختلف دارای ۲ تا ۲۰ نورون در لایه پنهان در جدول ۲ ارائه شده است. نتایج این پژوهش نشان داد که شبکه عصبی دارای ۹ نورون در لایه پنهان کمترین میزان میانگین مربعات خطا، میانگین مربعات خطای نرمالیزه شده و میانگین خطای مطلق را برای پیشگویی درصد جذب مواد جامد (به ترتیب برابر ۰/۹، ۰/۱۴ و ۰/۶۹) و کاهش آب (به ترتیب برابر ۲/۵۳، ۰/۰۲۳ و ۱/۲۷) کیوی آبدار شده دارد. مقادیر بردار وزن و بایاس شبکه عصبی مصنوعی بهینه در جدول ۳ آورده شده است.

جدول ۱- متوسط مفادیر و انحراف معیار درصد جذب مواد جامد و کاهش آب کیوی آبگیری شده در شرایط اسمزی مختلف.

غلظت محلول (درصد)	زمان غوطه‌وری (دقیقه)					دمای محلول (سانتی‌گراد)
	کاهش آب					
	۳۰	۶۰	۹۰	۱۲۰	۱۵۰	
۳۰	۷/۰±۰/۱	۳/۰±۰/۱	۱/۸±۰/۵	۲±۰/۳	۷/۵±۰/۸	۲۰
۳۰	۱/۹±۰/۶	۷/۸±۰/۸	۲/۸±۰/۲	۳/۸±۰/۲	۳/۸±۰/۲	۴۰
۳۰	۷/۰±۰/۳	۵/۰±۰/۳	۲/۸±۰/۶	۷/۰±۰/۸	۵/۰±۰/۳	۶۰
۴۰	۳/۰±۰/۳	۲/۰±۰/۱	۲±۰/۲	۴/۱±۰/۳	۴/۱±۰/۳	۲۰
۴۰	۲/۸±۰/۳	۲/۰±۰/۱	۳/۸±۰/۲	۵/۰±۰/۳	۳/۸±۰/۲	۴۰
۴۰	۳/۸±۰/۲	۱/۸±۰/۵	۱/۸±۰/۵	۱/۸±۰/۵	۱/۸±۰/۵	۶۰
۵۰	۳/۰±۰/۳	۳/۰±۰/۳	۳/۰±۰/۳	۳/۰±۰/۳	۳/۰±۰/۳	۲۰
۵۰	۳/۰±۰/۳	۳/۰±۰/۳	۳/۰±۰/۳	۳/۰±۰/۳	۳/۰±۰/۳	۴۰
۵۰	۳/۰±۰/۳	۳/۰±۰/۳	۳/۰±۰/۳	۳/۰±۰/۳	۳/۰±۰/۳	۶۰
۶۰	۲/۸±۰/۳	۲/۸±۰/۳	۲/۸±۰/۳	۲/۸±۰/۳	۲/۸±۰/۳	۲۰
۶۰	۲/۸±۰/۳	۲/۸±۰/۳	۲/۸±۰/۳	۲/۸±۰/۳	۲/۸±۰/۳	۴۰
۶۰	۲/۸±۰/۳	۲/۸±۰/۳	۲/۸±۰/۳	۲/۸±۰/۳	۲/۸±۰/۳	۶۰
۶۰	۲/۸±۰/۳	۲/۸±۰/۳	۲/۸±۰/۳	۲/۸±۰/۳	۲/۸±۰/۳	۲۰
۶۰	۲/۸±۰/۳	۲/۸±۰/۳	۲/۸±۰/۳	۲/۸±۰/۳	۲/۸±۰/۳	۴۰
۶۰	۲/۸±۰/۳	۲/۸±۰/۳	۲/۸±۰/۳	۲/۸±۰/۳	۲/۸±۰/۳	۶۰

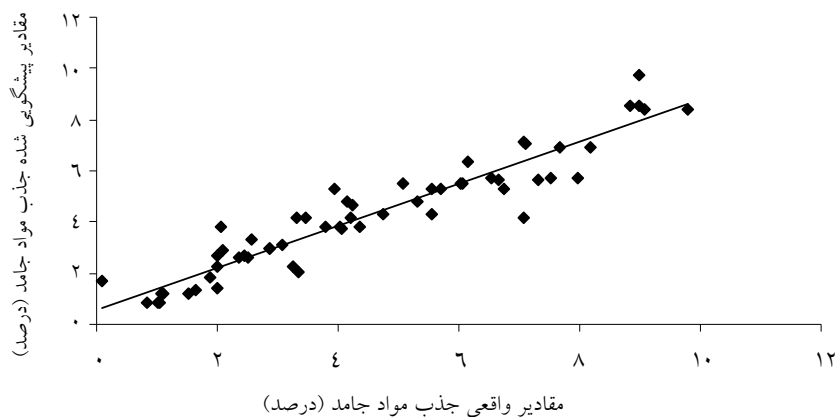
میزان کارایی شبکه عصبی مصنوعی بهینه در پیشگویی درصد جذب مواد جامد و کاهش آب در مورد داده‌های آزمون که حین آموزش شبکه به آن نشان داده نشده است، به ترتیب در شکل‌های ۱ و ۲ آورده شده است. در این شکل‌ها مقادیر واقعی پارامترهای سینتیکی کیوی آبیگری شده در مقابل مقادیر پیشگویی شده رسم شده است. مقادیر بالای ضریب همبستگی (به ترتیب ۰/۹۳ و ۰/۹۹ برای درصد جذب مواد جامد و کاهش آب) گویای کارایی بالای شبکه عصبی مصنوعی در پیشگویی پارامترهای سینتیکی انتقال جرم طی فرآیند آبیگری اسمزی کیوی است. با این حال پیشگویی شبکه عصبی مصنوعی در مورد درصد کاهش آب کمی بهتر از درصد جذب مواد جامد می‌باشد (با توجه به میزان بالاتر ضریب همبستگی بالاتر آن)، که احتمالاً به دلیل وابستگی بیشتر میزان کاهش آب به پارامترهای در نظر گرفته شده به عنوان ورودی شبکه عصبی است.

جدول ۲- مقادیر خطای پیشگویی شبکه‌های عصبی مصنوعی مختلف دارای ۲ تا ۲۰ نورون در لایه مخفی.

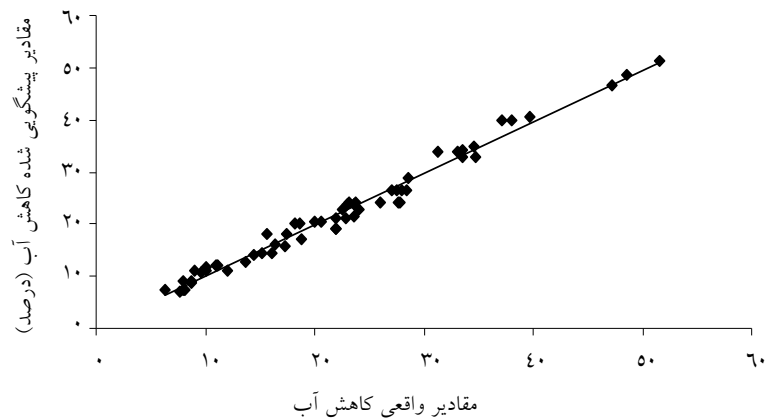
تعداد نورون‌ها در لایه پنهان	جذب مواد جامد			کاهش آب		
	MSE	NMSE	MAE	MSE	NMSE	MAE
۲	۲/۵۴	۱/۱۱۱	۲/۲۹۷	۸/۵۳۳	۰/۴۷۴	۶/۸۱
۳	۱/۲۵۴	۰/۱۹۱	۰/۸۸۹	۳/۸۷۴	۰/۰۲۸	۱/۴۹۵
۴	۱/۲۶۱	۰/۱۸۷	۰/۸۱۸	۷/۰۹۱	۰/۰۴۵	۲/۰۲۱
۵	۱/۸۵۹	۰/۳۱	۰/۹۱۵	۴/۶۸۴	۰/۰۳۴	۱/۶۶۴
۶	۱/۴۱۹	۰/۲۴۴	۰/۸۸۷	۳/۲۳	۰/۰۲۵	۱/۴۵۹
۷	۱/۵۸۸	۰/۲۷۷	۰/۸۷۲	۵/۲۷۱	۰/۰۴۵	۱/۹۰۷
۸	۱/۵۷۱	۰/۳۰۷	۰/۹۴۶	۵/۷۵۳	۰/۰۶۹	۱/۸۳۹
۹	۰/۹	۰/۱۴	۰/۶۹	۲/۵۳۳	۰/۰۲۳	۱/۲۶۷
۱۰	۱/۱۷۸	۰/۲	۰/۹۰۴	۴/۱۹۳	۰/۰۳۹	۱/۶۷۸
۱۱	۱/۵۱۷	۰/۲۸۴	۰/۹۱۴	۶/۴۸۸	۰/۰۴۹	۱/۹۳۸
۱۲	۱/۵۰۴	۰/۲۳۷	۰/۹۴۵	۶/۶۶۷	۰/۰۴۹	۱/۹۸۳
۱۳	۱/۵۲۶	۰/۲۱۲	۰/۸۸۹	۵/۷۷	۰/۰۳۵	۱/۸۴۳
۱۴	۱/۲۴	۰/۱۸	۰/۸۵۷	۵/۲۶۷	۰/۰۳۵	۱/۸۳۵
۱۵	۱/۰۸۲	۰/۱۸۹	۰/۷۹۹	۳/۳۶۶	۰/۰۲۵	۱/۴۴۹
۱۶	۱/۲۸۷	۰/۲۴	۰/۸۸۶	۹/۰۵۷	۰/۰۸۴	۲/۳۸۷
۱۷	۱/۷۸۶	۰/۲۳	۱/۰۲۵	۵/۸۴۹	۰/۰۳۵	۱/۹۲۳
۱۸	۱/۳۵۵	۰/۲۱۷	۰/۹۱۶	۵/۳۷۱	۰/۰۳۸	۱/۸۵۷
۱۹	۱/۴۴۱	۰/۲۴۴	۰/۹۲۸	۷/۸۶	۰/۰۶۳	۲/۰۱۴
۲۰	۱/۳۶۵	۰/۲۶۴	۰/۸۵۵	۴/۶۸۷	۰/۰۴	۱/۸۲۵

جدول ۳- مقادیر بردار وزن و بایاس متناظر با هر نورون در شبکه عصبی مصنوعی بهینه.

نورون‌های لایه پنهان	بایاس	نورون‌های لایه ورودی			نورون‌های لایه خروجی	
		غلظت محلول اسمزی	دمای محلول اسمزی	زمان غوطه‌وری	جذب مواد جامد	کاهش آب
۱	-۰/۵۶۹	۰/۳۸۱	۰/۰۵۱	-۰/۳۴۵	-۰/۴۰۱	۰/۳۷۲
۲	-۰/۱۸۵	۰/۲۷۵	۰/۲۵۵	۰/۲۵۱	۰/۱۶۱	-۰/۲۰۶
۳	۰/۵۸	-۰/۰۰۵	-۰/۰۶۶	-۰/۲۷۶	-۰/۳۹۲	۰/۰۰۳
۴	-۰/۰۴۵	-۰/۳۹۱	-۰/۳۹۴	-۰/۰۵۵	-۰/۲۶۷	۰/۲۰۱
۵	-۰/۲۷۹	۰/۱۷۳	-۰/۰۳	۰/۵۱۴	۰/۴۰۷	۰/۱۰۹
۶	۰/۴۵۷	۰/۲۴۸	-۰/۱۵۷	-۰/۳۳۴	۰/۱۷۳	-۰/۴۰۸
۸	۰/۱۸۹	۰/۲۰۳	-۰/۰۱۲	۰/۳۶۵	-۰/۰۳۳	-۰/۰۵۹
۸	۰/۰۵۱	۰/۱۴۴	-۰/۱۳۵	-۰/۳۳۱	-۰/۰۶	۰/۲۴۴
۹	-۰/۰۶۶	۰/۵۴۲	-۰/۱۶۱	۰/۳۳۷	-۰/۰۰۲	-۰/۰۹۲
بایاس					-۰/۴۰۴	۰/۰۰۵



شکل ۱- مقادیر واقعی درصد جذب مواد جامد در مقابل مقادیر پیشگویی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی بهینه (ضریب همبستگی برابر ۰/۹۳).



شکل ۲- مقادیر واقعی درصد کاهش آب در مقابل مقادیر پیشگویی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی بهینه (ضریب همبستگی برابر ۰/۹۹).

نتیجه گیری

در این مطالعه مقادیر درصد جذب مواد جامد و کاهش آب کیوی آبیگری شده طی فرآیندهای مختلف آبیگری اسمزی تعیین و سینتیک انتقال جرم آن توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی مدل‌سازی گردید. با افزایش دما و غلظت محلول اسمزی، همچنین زمان غوطه وری درصد جذب مواد جامد و کاهش آب افزایش یافت. پیکربندی‌های مختلف شبکه عصبی چند لایه پرسپترون برای پیشگویی درصد جذب مواد جامد و کاهش آب کیوی آبیگری شده مورد آزمون قرار گرفت و نتایج نشان داد، مدل شبکه عصبی مصنوعی دارای ۹ نورون در لایه پنهان، کمترین میزان خطا را در پیشگویی پارامترهای سینتیکی انتقال جرم طی فرآیند آبیگری اسمزی کیوی دارد. این مدل می‌تواند به‌منظور تولید محصولی با کیفیت مطلوب، طراحی مناسب تجهیزات فرآوری و بهینه‌سازی فرآیند مورد استفاده قرار گیرد.

فهرست منابع

- Amiryosofi, M.R., and Mohebi, M. 2008. Mass transfer modeling during potato osmotic dehydration with artificial neural networks. 18th food science national congress, Mashad, Iran.
- Cassano, A., Figoli, A., Tagarelli, A., Sindona, G., and Drioli, E. 2006. Integrated membrane process for the production of highly nutritional kiwifruit juice. *Desalination*. 189:21-30.
- Giangiaco, R., Torreggiani, D., and Abbo, E. 1987. Osmotic dehydration of food. Part I. Sugar exchange between fruit and extracting syrup. *J. Food Process. Pres.* 11:183-195.
- Haykin, S. 1994. *Neural network: a comprehensive foundation*. Prentice Hall, Canada, Pp: 22-24.
- Ochoa-Martínez, C.I., and Ayala-Apaonte, A.A. 2007. Prediction of mass transfer kinetics during osmotic dehydration of apples using neural networks. *LWT*. 40:638-645.
- Ochoa-Martínez, C.I., Ramaswamy, H.S., and Ayala-Aponte, A.A. 2007. ANN-based models for moisture diffusivity coefficient and moisture loss at equilibrium in osmotic dehydration process. *Drying Technol.* 25:5, 775 -783.
- Rastogi, N.K., Raghavarao, K.S.M.S., and Niranjana, K. 2005. Developments in osmotic dehydration. P221-223, In: Sun, D.W. (ed.), *Emerging technologies for food processing*. Elsevier Academic Press, California.
- Spiazzi, E., and Mascheroni, R. 1997. Mass transfer model for osmotic dehydration of fruits and vegetables. I. Development of the simulation model. *J. Food Eng.* 34:387-410.
- Vinod, K.J., and Vikrant, C. 2002. Neural networks approach to modeling food processing operations. P1-3, In: Irudayaraj, J. (ed.), *Food processing operations modeling: design and analysis*. Marcel Dekker, NewYork.
- Zenoozian, M.S., Devahastin, S., Razavi, M.A., Shahidi, F., and Poreza, H.R. 2008. Use of artificial neural network and image analysis to predict physical properties of osmotically dehydrated pumpkin. *Drying Technol.* 26:1, 132-144.



Kinetic modeling of mass transfer during Kiwifruit osmotic dehydration operation by Artificial Neural Network

***M. Fathi¹, M. Mohebbi² and S.M.A. Razavi³**

¹M.Sc. student, Dept. of Food Science and Technology, Ferdowsi University of Mashhad

²Assistant Prof., Dept. of Food Science and Technology, Ferdowsi University of Mashhad

³Associate Prof., Dept. of Food Science and Technology, Ferdowsi University of Mashhad

Abstract

In the current research the artificial neural network models were used for predicting mass transfer kinetics of osmotically dehydrated kiwifruit. Osmotic dehydration operations were performed in sucrose solution with concentrations of 30, 40, 50 and 60% at temperatures of 20, 40 and 60°C for 30, 60, 90 and 120 minutes. Multi-layer neural network with 3 inputs (operating conditions) was developed to predict solid gain and water loss of osmotically dehydrated kiwifruits. It was found that artificial neural network model with 9 neurons in hidden layer gives the best fitting with the experimental data, which made it possible to predict solid gain and water loss with correlation coefficient of 0.93 and 0.99, respectively.

Keywords: Osmotic dehydration; Artificial neural network; Mass transfer kinetic; Kiwifruit

*- Corresponding Author; Email: miladfathee@yahoo.com