

## مدل سازی فازی - عصبی و سطح پاسخ آبنگیری اسمزی دانه های انار

محمد گنجه<sup>۱\*</sup>، سید مهدی جعفری<sup>۲</sup>، سجاد قادری<sup>۳</sup>

۱. دانشجوی دکترای مهندسی مواد و طراحی صنایع غذایی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

۲. دانشیار، گروه علوم و صنایع غذایی دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

۳. دانشجوی دکتری صنایع غذایی دانشگاه فردوسی مشهد

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۲/۸/۲۷ - تاریخ تصویب: ۱۳۹۴/۵/۱۰)

### چکیده

در این پژوهش دانه های انار به روش اسمزی، با محلول های ۴۰، ۵۰ و ۶۰ درصد ساکارز در دماهای ۴۵، ۵۵ و ۶۵ درجه سلسیوس فرایند شدند و مقدار جذب مواد جامد، کاهش آب و کاهش وزن نمونه ها در زمان های ۶۰، ۱۲۰، ۱۸۰ دقیقه اندازه گیری گردید. فرایند آبدایی اسمزی با ترکیب تکنیک های منطق فازی و شبکه های عصبی مصنوعی (مدل سازی فازی-عصبی) و روش سطح پاسخ مدل سازی شد. برای مدل سازی، درون یابی و افزایش داده ها، از منطق فازی استفاده شد و با وارد کردن نتایج مدل فازی در شبکه های عصبی مصنوعی، شبکه پس انتشار پیشخور با توپولوژی ۳-۸-۳، ضریب همبستگی ۰/۹۸۳۴۴ و میانگین مربعات خطای ۰/۰۲۲۷۸ با تابع فعال سازی لگاریتمی و الگوی یادگیری لوبنبرگ - مارکوات به عنوان بهترین مدل عصبی ارائه گردید. مدل های رگرسیونی ایجاد شده با استفاده از روش سطح پاسخ نیز با ضریب همبستگی بیش از ۰/۹۱ توانایی بالایی برای پیش بینی فاکتورهای پاسخ داشتند ولی در مقایسه با مدل فازی-عصبی از دقت پایین تری برخوردار بودند.

واژه های کلیدی: مدل سازی، شبکه های عصبی، منطق فازی، سطح پاسخ، دانه های انار

### مقدمه

بخش عمده ای از میوه ها و سبزی های کشور به طریق سنتی و با استفاده از نور خورشید و یا جریان هوای گرم به خشکبار تبدیل می شوند. بدون شک روش های سنتی رایج به دلایلی نظیر کندی فرایند و افزایش آلودگی های میکروبی، چروکیدگی و قهوه ای شدن شدید محصول نهایی، شیوه های مطلوبی نیستند (Arsdel and Copleg, 1963; Karel, 1975). از طرفی در روش های متداول صنعتی، با بهره گیری از جریان هوای نسیتا داغ در مدت زمان بسیار کوتاه تری نسبت به روش سنتی اولاً، نیاز به انرژی جهت انجام فرایند افزایش می یابد و ثانياً کیفیت محصول نهایی به لحاظ ویژگی های ارگانولپتیکی و تغذیه ای شدیداً کاهش پیدا می کند (Karel, 1975). به علاوه در این روش ها جهت جلوگیری از واکنش قهوه ای شدن از ترکیبات متفاوت شیمیایی بویژه مواد گوگردار استفاده می شود و بدین ترتیب سلامت مصرف کننده در معرض خطر قرار می گیرد (Holdsworth, 1986).

قسمت خوراکی انار، در واقع پالپی است که اطراف هسته ها را فرا گرفته است. دانه های انار از پالپ قرمز، صورتی یا

سفید (بسته به وارپته) پر شده است و دارای میزان قابل توجهی از اسید، قند، ویتامین ها، پلی ساکاریدها، پلی فنل ها و مواد معدنی مهم می باشد (Vardin and Fenercioglu, 2003) و به صورت مستقیم یا به صورت آب میوه مصرف می شود. همچنین از این دانه ها برای تزئین سالادها و دسر ها استفاده می شود (Al-Maiman and Ahmad, 2002). استفاده دیگر دانه های انار، کاربرد آن به صورت دانه های خشک شده است (Kingsly et al., 2006). این محصول با استفاده از روش آبدایی سنتی تولید می شود. اما در این روش کیفیت محصول تا حد زیادی از نظر بافت، رنگ و طعم صدمه می بیند. بهترین روش برای تولید این محصول با بالاترین کیفیت استفاده از روش خشک کردن انجمادی است که با توجه به ارزش پایین محصول روش بسیار گرانی است و به صرفه نمی باشد. بنابراین نیاز به روش ساده و ارزانی است که به ابزار و هزینه های پایینی نیاز داشته باشد و بتواند برای فرایند این گونه محصولات که به سرعت کیفیت خود را از دست می دهند به کار رود. یکی از بهترین این روش ها آبنگیری به روش اسمزی<sup>۱</sup> است (Shi and Le Maguer, 2002).

1. osmotic dehydration

انتشار می‌باشد که می‌تواند از قانون فیک<sup>۱</sup> گرفته شود (Beristian *et al.*, 1990; Salvatori *et al.*, 1999).

از طرف دیگر، مدل‌های تجربی بر اساس داده‌های آزمایشگاهی شکل می‌گیرند و کاربرد آنها به دلیل اینکه فقط در همان شرایط آزمایشگاهی که ایجاد شده‌اند جوابگو هستند محدود می‌باشد (Trelea *et al.*, 1997). در هر صورت، طبق تحقیقاتی که اخیراً انجام شده است، مدل‌های تجربی اعتبار کافی برای پیش‌بینی مکانیسم انتقال جرم را به دست آورده‌اند (Ochoa-Martínez and Ayala-Aponte, 2007). برخی از محققین از شکل ساده شده‌ی حالت ناپایای قانون فیک برای مدل‌سازی مکانیسم خشک کردن اسمزی استفاده کرده‌اند. مدل تجربی استفاده شده توسط این محققین ارتباطی مناسب بین پارامترهای غلظت و توان دوم زمان فرایند برقرار می‌کند (Hawkes and Flink, 1978; Magee *et al.*, 1983). 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 هستند و در خیلی از مواقع به میزان مهارت و تجربه اپراتورها وابسته هستند. به همین دلایل در سالهای اخیر مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی جایگاه قابل توجهی 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 مشکلات 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، خشک کردن و غیره مناسب می‌باشد (Bardot; Toupin *et al.*, 1989; Jindal and Chauhan, 2001; *et al.*, 1994). فرایند خشک کردن اسمزی و تعداد زیاد متغیرهایی که در آن تاثیر گذارند، محققین زیادی از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای مدل کردن سینتیک انتقال جرم در طی این فرایند استفاده کرده‌اند. (Poligne *et al.* (2002) برای شبیه‌سازی کاهش آب، نمک، فنول، جذب قند، pH و فعالیت آبی در طی آب‌گیری اسمزی گوشت خوک، از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده کردند. ورودی‌های این مدل دما، غلظت محلول و غلظت طعم‌دهنده‌ی دودی مایع بود. (Chen *et al.* (2001) نیز برای پیش‌بینی زمان خشک شدن و پارامترهای کیفی طی خشک

بافت گیاهی یا حیوانی به وسیله تماس مستقیم آنها با یک محلول هایپرتونیک مناسب (مانند محلول‌های غلیظی از قندها، نمک‌ها یا مخلوط‌هایی از قند و نمک) (Lazarides, 1999). این محلول‌ها دارای فشار اسمزی بالاتر و فعالیت آبی کمتری در مقایسه با سلولهای ماده غذایی هستند (Lerici, 1989). در صورت وجود گرادیان‌های غلظت بین مواد غذایی و محلول اسمزی، آب از ماده غذایی به داخل محلول اسمزی جریان می‌یابد و به علت اینکه غشاء سلول فقط تا حدی می‌تواند انتخابی عمل کند، همیشه مقدار کمی از مواد جامد محلول در آب از محیط اسمزی به داخل مواد غذایی وارد می‌شود (Lazarides, 1999). در فرایند اسمزی به دلیل دما و زمان کمتر استفاده از جریان هوای گرم برای تکمیل عملیات خشک کردن، نه تنها ویژگی‌های مطلوب محصول در حد قابل توجهی حفظ می‌گردد (Holdsworth, 1986; lenart and lewicki, 1988)، بلکه میزان نیاز به انرژی حرارتی جهت حذف آب اضافی محصول نیز شدیداً کاهش می‌یابد. از طرفی به دلیل استفاده از محلول‌های اسمزی، واکنش‌های قهوه‌ای شدن آنزیمی بسیار کمتر رخ می‌دهند و امکان حذف مواد شیمیایی نظیر ترکیبات گوگرد دار نیز وجود خواهد داشت (Bolin, 1983).

طبق تحقیقات پژوهشگران مختلف عوامل متعددی روی شدت فرایند اسمزی تاثیر می‌گذارند از جمله نوع و غلظت مواد حل شده در محلول (Dioxon and Jen 1977; Bolin, 1983; Lazarides, 1999; Lenart, 1989). دما (Lerici *et al.*, 1985)، شکل و اندازه سطح ماده‌ی غذایی (Lerici *et al.*, 1985)، شدت هم زدن محلول (Lazarides, 1999)، نسبت محلول به ماده‌ی غذایی (Bolin, 1983) و عوامل دیگر. به دلیل وجود تعداد زیاد عوامل موثر در فرایند، همواره مدل‌سازی خشک کردن اسمزی پیچیده و دشوار بوده است.

مدل‌های ریاضی توسعه یافته برای فرایند اسمزی را می‌توان به دو گروه مدل‌های نظری و تجربی تقسیم بندی کرد. مدل‌های نظری به وسیله‌ی فرضیاتی که پیرامون یک پدیده وجود دارد ایجاد شده و توسط داده‌های آزمایشگاهی اعتبار آنها تایید می‌شود. این مدل‌ها اطلاعات جزئی درمورد متغیرهای فرایند را ارائه می‌دهند ولی تعیین پارامترهای مجهول توسط آنها به محاسبات ریاضی پیچیده نیاز دارد و بسیار وقت گیر می‌باشد. در خشک کردن اسمزی این مدل‌ها بر اساس مکانیسم انتقال جرم و دما توسعه می‌یابند و پر کاربردترین آنها مدل

استفاده از منطق فازی که قادر به ایجاد یک پایگاه‌مدیریت داده<sup>۳</sup> برای مدل‌سازی سیستم‌های غیرخطی و پیچیده‌ی فرایندهای غذایی که عموماً نیز با استفاده از اطلاعات ناقص و یا مبهم بدست‌می‌آیند می‌باشد (Ghoush *et al.*, 2008; Robles *et al.*, 2005; Odetunji & Kehinde, 2006)، می‌تواند بسیار مفید باشد.

روش سطح پاسخ<sup>۴</sup> (RSM) وسیله‌ی آماری مفید و شناخته شده‌ای جهت بهینه‌سازی و مدل‌سازی فرایندهاست (Glauca *et al.*, 2012). این روش مجموعه‌ای از تکنیک‌های آماری است که در مدل‌سازی و بهینه‌سازی فرایندهایی بکار می‌رود که پاسخ مورد نظر توسط چندین متغیر تحت تاثیر قرار می‌گیرد (Manivannan & Rajasimman, 2008) و همچنین با عنایت به تعداد عوامل موثر در فرایند آنگیری اسمزی به نظر می‌آید استفاده از این روش برای مدل‌سازی این فرایندها مناسب باشد. با این روش شرایط آزمایشگاهی که می‌تواند منجر به بهترین کیفیت محصول در یک ویژگی خاص شود قابل برآورد است. در واقع در این روش برای هر متغیر خروجی یک معادله خواهیم داشت که میزان تاثیر هر یک از عوامل موثر در فرایند روی آن متغیر را مشخص می‌کند و کلیه ضرایب مدل رگرسیونی و اثر متقابل فاکتورها، قابل برآورد هستند (Atkinson and Donev, 1992) موفقیت روش سطح پاسخ در بهینه‌سازی و مدل‌سازی فرایندهای صنایع غذایی توسط محققان زیادی تایید شده است (Nazni and Thara, 2011). از جمله پژوهش‌هایی که به مدل‌سازی و بهینه‌سازی فرایند خشک کردن اسمزی با استفاده از روش سطح پاسخ پرداخته‌اند می‌توان به بهینه‌سازی شرایط فرایند آنگیری اسمزی پوست چغندر قند توسط (2011) Nazni & Thara، میوه‌ی گواوا توسط (2012) Glauca *et al.*، هویج به وسیله‌ی (2007) Kargozari *et al.* و همچنین در مورد سیب زمینی توسط (2007) Mudahar *et al.* اشاره کرد.

با توجه به کمبود و محدود بودن مطالعات انجام شده روی مدل‌سازی خشک کردن اسمزی به خصوص در مورد دانه‌های انار، هدف از این پژوهش ارائه رویکردی جدید با استفاده از اصول منطق فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی به صورت ترکیبی و مکمل هم و ایجاد مدلی فازی - عصبی و یافتن توپولوژی بهینه شبکه‌های عصبی مصنوعی برای خشک کردن

کردن اسمزی زغال اخته از این مدل‌ها کمک گرفتند. همچنین Baruch *et al.* (2004) برای پیش‌بینی کاهش آب در آنگیری اسمزی سیب و سیب‌زمینی از شبکه عصبی با متغیرهای دما و غلظت محلول به عنوان متغیرهای ورودی استفاده کردند.

بنیاد منطق فازی بر شالوده تئوری مجموعه‌های فازی استوار است. این تئوری که تعمیمی از تئوری کلاسیک مجموعه‌ها در علم ریاضیات است بر مبنای محاسبات عددی بر روی مقادیر تولید شده توسط تابع عضویت برای هر یک از متغیرهای زبان شناختی (مثلاً اختصاص دادن سه اصطلاح کم-متوسط-زیاد به متغیر دما) عمل می‌نماید. قواعد فازی و استدلال فازی، ستون فقرات مدل‌های استنتاج فازی را تشکیل می‌دهند. مدل‌های استنتاج فازی (مانند مدل‌های فازی مددانی<sup>۱</sup> و سوگنو<sup>۲</sup>)، مهمترین ابزار مدل‌سازی بر مبنای تئوری مجموعه‌های فازی هستند (Fazel Zarandi, 2002). یکی از مهمترین عوامل موثر در دقت مدل فازی انتخاب صحیح نوع تابع عضویت می‌باشد. (Barua *et al.* (2013) در مقاله‌ای تابع عضویت مثلثی و ذوزنقه‌ای را به عنوان بهترین و جامع‌ترین توابع در این زمینه معرفی کردند و به اثبات و تفسیر نظری این امر پرداختند. (Nath mandal *et al.* (2012) نیز پس از مطالعه بر روی توابع عضویت مختلف شامل توابع گوسی، مثلثی، s شکل، ذوزنقه‌ای، پی‌شکل و غیره، تابع عضویت مثلثی را به عنوان تابع بهینه با کمترین میزان خطا در پیشگویی داده‌های مدل سری‌زمانی معرفی کردند. (Ganjeh *et al.* (2013) در بررسی و مدل‌سازی فازی-عصبی خشک کردن بستر سیال پیاز نیز از تابع عضویت مثلثی استفاده کردند.

در زمینه مدل‌سازی فازی فرآیند خشک کردن مواد غذایی تحقیقات بسیار کمی انجام گرفته است که می‌توان به کارهای Lopez *et al.* (2005) در زمینه خشک کردن برگه‌های تنباکو بوسیله یک کنترل کننده فازی، (2008) Vaquiro *et al.* در کاربرد منطق فازی در مدل‌سازی سینتیک خشک کردن منگو و (2006) Atthajariyakul & Leephakpreeda در خشک کردن بستر سیال شلتوک برنج در شرایط بهینه، تحت کنترل منطق فازی اشاره کرد. (2005) Jumah and Mujumdar نیز از روش عصبی - فازی برای مدل‌کردن خشک کردن بستر جهشی غلات استفاده کردند. با توجه به تعدد عوامل موثر بر خشک کردن اسمزی که به آن اشاره گردید و پیچیدگی روند مدل‌سازی آن،

3. framework

4. Response Surface Methodology

1. Mamdani Fuzzy Model

2. Sugno Fuzzy Model

اسمزی دانه‌های انار و همچنین مدل‌سازی این فرایند با استفاده از روش سطح پاسخ و مقایسه میزان دقت آن با مدل فازی-عصبی می‌باشد.

### مواد و روش‌ها

به میزان مورد نیاز انار تازه و رسیده از باغی واقع در استان گلستان خریداری شده و در دمای ۷ درجه سانتی‌گراد جهت انجام آزمون‌های بعدی نگهداری شد. جهت انجام آزمون‌ها، میوه‌های انار به صورت دانه دانه در آمدند و با نسبت ۵ به ۱ در محلول‌های ۴۰، ۵۰ و ۶۰ درصد وزنی ساکارز قرار گرفته و در دماهای ۴۵، ۵۵ و ۶۵ درجه سانتی‌گراد قرار گرفتند تنظیم دما با استفاده از حمام بخار شیمی فن ساخت ایران فراهم می‌شد. در زمان‌های ۶۰، ۱۲۰، ۱۸۰ دقیقه آزمون‌های لازم روی هر یک از نمونه‌ها انجام شد. در هر یک از این مقاطع زمانی میزان کاهش وزن نمونه‌ها ثبت شده (با استفاده از ترازوی دیجیتال Chemifarm با دقت ۰/۰۱ گرم ساخت کشور ایتالیا) و بعد از آن نمونه‌ها در آن ۱۰۳ درجه سانتی‌گراد جهت به دست آوردن وزن نهایی قرار گرفتند (آون سروش ساخت ایران) و بعد از ۲۴ ساعت مجدداً توزین شدند. بدین ترتیب میزان ماده خشک و درصد رطوبت نمونه‌ها در هر یک از این زمان‌ها تعیین شد.

با استفاده از اطلاعات بدست آمده میزان کاهش وزن<sup>۱</sup> (WR)، جذب مواد جامد<sup>۲</sup> (SG) و کاهش آب<sup>۳</sup> (WL) به ترتیب با استفاده از روابط ۱ تا ۳ به دست آمد:

$$WR = \frac{W - W_0}{S_0} \quad (\text{رابطه ۱})$$

$$SG = \frac{S - S_0}{S_0} \quad (\text{رابطه ۲})$$

$$WL = SG - WR \quad (\text{رابطه ۳})$$

در این معادلات  $S_0$  و  $W_0$  به ترتیب میزان مواد جامد و رطوبت اولیه و  $S$  و  $W$  به ترتیب میزان مواد جامد و رطوبت در

1. Weight Reduction
2. Solids Gain
3. Water Loss

زمان  $t$  است.

### مدل‌سازی با استفاده از روش سطح پاسخ

جهت انجام مدل‌سازی سطح پاسخ طرح کامپوزیت مرکزی انتخاب گردید و سپس تاثیر متغیرهای مستقل آزمایش شامل زمان ( $x_1$ )، دمای فرایند ( $x_2$ ) و غلظت محلول ساکارز ( $x_3$ ) هر یک در ۳ سطح بر روی پارامترهای وابسته که شامل SG، WR و WL بود با استفاده از روش سطح پاسخ مورد ارزیابی قرار گرفته و مدل‌سازی رگرسیونی آنها انجام شد. در جدول ۱ متغیرهای مستقل فرایند و مقادیر آنها نشان داده شده است.

همانگونه که ذکر شد در این روش برای هر متغیر وابسته مدلی تعریف می‌شود که آثار اصلی و متقابل فاکتورها را بر روی آن بیان می‌نماید. در این تحقیق از طرح کامپوزیت مرکزی با سه متغیر مستقل مذکور در سه سطح، یک بلوک و ۶ تکرار در نقطه مرکزی طرح (برای محاسبه‌ی تکرار پذیری فرایند) جهت بررسی تاثیر شرایط بر پاسخ‌ها استفاده شد. همچنین در این طرح مقدار آلفا برابر با ۱ در نظر گرفته شد. پس از تعیین تیمارها از طریق روش سطح پاسخ (۲۰ تیمار)، آزمون‌ها انجام شده (جدول ۲) و پاسخ‌ها جهت انجام مراحل بعدی مدل‌سازی استفاده گردید (Kargozari et al., 2010).

فرم کلی مدل چند متغیره مذکور به صورت معادله شماره ۴ می‌باشد. از نرم افزار MINITAB 16 جهت تجزیه تحلیل اطلاعات و رسم نمودارهای مربوط به روش سطح پاسخ استفاده شد.

(رابطه ۴)

$$Y = \beta_0 + \sum_{i=1}^3 \beta_i X_i + \sum_{i=1}^3 \beta_{ij} X_i^2 + \sum_{i=1}^3 \sum_{j=i+1}^3 \beta_{ij} X_i X_j$$

در این معادله  $Y$  پاسخ پیش بینی شده برای هر متغیر،  $\beta_0$  ضریب ثابت،  $\beta_1$ ،  $\beta_2$  و  $\beta_3$  ضرایب اثرات خطی،  $\beta_{11}$ ،  $\beta_{22}$  و  $\beta_{33}$  ضرایب اثرات مربعی  $\beta_{21}$ ،  $\beta_{13}$  و  $\beta_{23}$  ضرایب اثرات متقابل می‌باشند.

4. Face Centered

جدول ۱. متغیرهای فرایند خشک کردن و سطوح آنها در طرح کامپوزیت مرکزی

متغیر	نماد	سطوح تغییر		
زمان (دقیقه)	$x_1$	۶۰	۱۲۰	۱۸۰
دمای فرایند (سانتی‌گراد)	$x_2$	۴۵	۵۵	۶۵
غلظت محلول ساکارز (درصد)	$x_3$	۴۰	۵۰	۶۰

جدول ۲. نتایج آزمون در نقاط مشخص شده با طرح کامپوزیت مرکزی

WL	SG	WR	غلظت محلول ساکارز (درصد)	دما (درجه سانتی گراد)	زمان (دقیقه)	تیمار
۰,۲۱۰۵	۰,۴۷۰۶	۰,۲۶۰۶	۶۰	۴۵	۶۰	۱
۰,۸۵	۰,۹۶۴۳	۰,۴۲۸۵	۵۰	۵۵	۱۲۰	۲
۰,۸۱	۰,۱۳۳۵	۰,۱۳۲۵	۴۰	۴۵	۱۸۰	۳
۱,۳۸۲۵	۱,۹۹۵۶	۰,۶۱۲۹	۶۰	۶۵	۶۰	۴
۱,۱۵۸۹	۱,۲۵۳۸	۰,۵۴۴۶	۵۰	۵۵	۱۸۰	۵
۰,۷۸۵	۰,۹۵۳۳	۰,۳۸۸۵	۵۰	۵۵	۱۲۰	۶
۰,۳۶۴۴	۰,۳۵۱۴	۰,۱۵۸۳	۵۰	۴۵	۱۲۰	۷
۰,۵۴۸۸	۰,۸۳۱۵	۰,۲۸۲۱	۴۰	۵۵	۱۲۰	۸
۰,۴۴۶۵	۰,۷۴۵۳	۰,۴۹۴۸	۶۰	۴۵	۱۸۰	۹
۰,۵۶۳۵	۱,۰۶۷۷	۰,۵۰۳۷	۶۰	۵۵	۱۲۰	۱۰
۱,۳۹۳۱	۱,۷۸۷۵	۰,۳۹۳۷	۵۰	۶۵	۱۲۰	۱۱
۰,۷۹۵	۰,۸۹۴۳	۰,۴۰۸۱	۵۰	۵۵	۱۲۰	۱۲
۱,۷۸۶۸	۲,۷۶۹۲	۰,۹۸۴۴	۶۰	۶۵	۱۸۰	۱۳
۰,۸۷۵	۰,۹۹۲۳	۰,۴۱۰۵	۵۰	۵۵	۱۲۰	۱۴
۰,۴۶	۰,۰۷۱۵	۰,۰۷۱۵	۴۰	۴۵	۶۰	۱۵
۱,۱۸۹۸	۱,۵۶۲۸	۰,۴۲۸۸	۴۰	۶۵	۱۸۰	۱۶
۰,۳۴۰۱	۰,۵۳۰۶	۰,۱۹۰۶	۵۰	۵۵	۶۰	۱۷
۰,۸۵	۰,۸۶۴۳	۰,۴۲۸۵	۵۰	۵۵	۱۲۰	۱۸
۰,۸۵	۰,۹۲۴۱	۰,۴۲۸۵	۵۰	۵۵	۱۲۰	۱۹
۱,۰۷۷۱	۱,۱۵۳۹	۰,۰۷۶۹	۴۰	۶۵	۶۰	۲۰

خروجی حاصل از ۹ تیمار تعریف شده شامل ترکیبات غلظت - دمای مختلف (۴۰-۴۵، ۴۰-۵۵، ۴۰-۶۵، ۴۵-۵۰، ۴۵-۵۵، ۵۰-۵۵، ۵۰-۶۵، ۶۰-۶۵، ۶۰-۷۵) با اصطلاحات خیلی خیلی کم (VL)، خیلی کم (VVL)، خیلی خیلی کم (VVVL)، متوسط (M)، زیاد (H)، خیلی زیاد (VH) و خیلی خیلی زیاد (VVH) به ترتیب افزایش مقدار در ابزار منطق فازی نرم افزار MATLAB شبیه سازی شدند.

از توابع عضویت مثلثی برای تنظیم تغییرات متغیر های مورد نظر بهره گرفته شد. یک تابع عضویت مثلثی با سه پارامتر {a,b,c} به صورت رابطه ۵ تعریف می شود (kia, 2010):

$$\text{triangle}(x; a, b, c) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b} & b \leq x \leq c \\ 0 & c \leq x \end{cases}$$

#### مدل سازی به روش فازی-عصبی

برای شبیه سازی، درون یابی و افزایش داده ها<sup>۱</sup>، از ابزار منطق فازی<sup>۲</sup> در نرم افزار MATLAB نسخه R2010a استفاده شد. با استفاده از روش مدل سازی ممدانی برای دو ورودی و سه خروجی تحت قاعده اگر-آنگاه فازی، مقادیر WR، SG و WL در زمان های معین در طی فرایند (۶۰، ۱۲۰، ۱۸۰) بر اساس انتخاب غلظت محلول ساکارز در سه سطح با اصطلاح کم برای غلظت ۴۰ درصد، متوسط برای غلظت ۵۰ درصد و زیاد برای غلظت ۶۰ درصد و دما در سه سطح با اصطلاح کم برای دمای ۴۵، متوسط برای دمای ۵۵ و زیاد برای دمای ۶۵ درجه سانتی گراد و مقادیر خروجی اندازه گیری شده برای پارامترهای

۱ و WR، SG های مدل (منظور از درون یابی و افزایش داده ها، بدست آوردن مقادیر خروجی 1 باشد، که این درون یابی و افزایش داده) در دماهای بین ۴۵، ۵۵ و ۶۵ درجه سلسیوس می WL شود. های عصبی منجر می تر و کارا تر در شبکه دقیق ها به مدلی  
2 Fuzzy logic

جهت تعیین شبکه عصبی بهینه از ابزار Neural Network نرم افزار MATLAB نسخه R2010a استفاده شد. با آزمون شبکه های عصبی با تابع های انتقال مختلف و همچنین تعداد متفاوت لایه های پنهان و تعداد نورون در این لایه، دو نوع شبکه عصبی پیشخور (NEWFF) و پسخور (NEWCF) با دو تابع انتقال تانژانت سیگموئید هیپربولیکی (TANSIG) و لگاریتمی (LOGSIG) با یک لایه پنهان و حداکثر ۱۰ نورون در این لایه، الگوی یادگیری لوبنرگ - مارکوات<sup>۱</sup> و چرخه یادگیری ۱۰۰۰ انتخاب شد.

جهت انتخاب شبکه بهینه از دو معیار ارزیابی ضریب همبستگی<sup>۲</sup> ( $R^2$ ) و میانگین مربعات خطا<sup>۳</sup> (MSE) که به ترتیب با معادله های ۱۵ و ۱۶ تعیین می شوند استفاده شد.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (X_{pi} - X_{ei})^2}{\sum_{i=1}^N (X_{pi} - \bar{X})^2} \quad (\text{رابطه ۱۵})$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_{pi} - X_{ei})^2 \quad (\text{رابطه ۱۶})$$

در این معادلات  $X_{pi}$  نسبت رطوبت پیش بینی شده توسط شبکه  $X_{ei}$  نسبت رطوبت واقعی حاصل از انجام آزمایشات و  $\bar{X}$  میانگین نسبت های رطوبت آزمایشگاهی و  $N$  تعداد کل مشاهدات است.

## نتایج و بحث

### مدل سازی به روش سطح پاسخ

با توجه به شرایط تعیین شده، ۲۰ تیمار با استفاده از طرح کامپوزیت مرکب مرکزی تعیین گردید. جدول ۲ نتایج به دست آمده از آزمایش ها و جداول ۳ و ۴ نیز نتایج حاصل از تجزیه آماری را نشان می دهد. با توجه به معادله درجه دوم ارائه شده (معادله شماره ۴) و تعداد متغیرهای مستقل این پژوهش، مدل کلی که قابل تعریف برای هر یک از متغیرهای وابسته (WR، SG و WL) می باشد به صورت معادله شماره ۱۷ خواهد بود. در این معادله  $Y$  پاسخ پیش بینی شده برای هر متغیر،  $\beta_0$  ضریب ثابت،  $\beta_1, \beta_2, \beta_3$  ضرایب اثرات خطی،  $\beta_{11}, \beta_{22}, \beta_{33}$  ضرایب اثرات مربعی  $\beta_{21}, \beta_{13}, \beta_{23}$  ضرایب اثرات متقابل می باشند. در جدول (۳) مقادیر ضرایب برای هر یک از این متغیر ها به همراه ضرایب همبستگی و میانگین مربعات خطای آنها ارائه شده است. همانگونه که مشاهده می شود ضرایب همبستگی ( $R^2$ ) بالای

روابط ۶ تا ۱۴ قانون مدل ممدانی با دو ورودی دما (TEM) و غلظت (CON) و سه خروجی کاهش وزن (WR)، جذب مواد جامد (SG) و میزان خروج آب (WL) در قالب ۹ قاعده اگر- آنگاه را نشان می دهد. بدین ترتیب سه مدل فازی برای تیمارهای ۶۰، ۱۲۰ و ۱۸۰ دقیقه با قوانین مشابه (روابط ۶ تا ۱۴) به دست آمد که با استفاده از آن ها امکان تعیین میزان خروجی ها به ازای هر ۱ واحد تغییر غلظت محلول ساکارز (در بازه ۴۰ تا ۶۰ درصد) بود. با استفاده از این مدل های فازی برای هر یک از زمان های تعیین شده و هر دمای مشخص (۴۵، ۵۵ و ۶۵ درجه سانتی گراد) مقادیر هر یک از خروجی ها به ازای هر یک واحد تغییر در غلظت محلول ساکارز به دست آمد که نتیجه یک ماتریس با سه سطر و ۱۸۹ ستون بود که به عنوان هدف (Target) در شبکه عصبی در نظر گرفته شد. با مرتب کردن افزایش یک واحدی غلظت ساکارز از ۴۰ تا ۶۰ درصد در دماها و زمان های مشخص ماتریسی با سه سطر و ۱۸۹ ستون نیز به عنوان ورودی (Input) شبکه عصبی تشکیل شد. در نرم افزار MATLAB هر سطر در ماتریس های ورودی یا خروجی به عنوان یک متغیر ورودی یا خروجی شناخته می شود.

رابطه ی (۶)

If (CON is low) and (TEM is low) then (WR is VVVV)(SG is VVVV)( WL is VVVV)

(رابطه ۷)

If (CON is low) and (TEM is medium) then (WR is VVL)( SG is VVL)( WL is VVL)

(رابطه ۸)

If (CON is medium) and (TEM is low) then (WR is VL)( SG is VL)( WL is VL)

(رابطه ۹)

If (CON is high) and (TEM is low) then (WR is L)( SG is L)( WL is L)

(رابطه ۱۰)

If (CON is medium) and (TEM is medium) then (WR is M)( SG is M)( WL is M)

(رابطه ۱۱)

If (CON is high) and (TEM is medium) then (WR is H)( SG is H)( WL is H)

(رابطه ۱۲)

If (CON is low) and (TEM is high) then (WR is VH)( SG is VH)( WL is VH)

(رابطه ۱۳)

If (CON is medium) and (TEM is high) then (WR is VVH)( SG is VVH)( WL is VVH)

(رابطه ۱۴)

If (CON is high) and (TEM is high) then (WR is VVVH)( SG is VVVH)( WL is VVVH)

1. Levenberg-Marquardt learning algorithm  
2. Correlation Coefficient  
3. Mean Square Error

کاهش وزن، جذب مواد جامد و کاهش آب صحت مدل را برای برازش اطلاعات تایید می کند.

رابطه (۱۷)

معنا داری ضرایب در جدول ۳ نیز مشخص است و به جز در مورد اثرات زمان فرایند و غلظت که بر کاهش آب در سطح ۵ درصد معنا دار می باشند، در بقیه موارد، معنا داری در سطح ۱ درصد مشاهده می شود. معنی دار بودن اثرات خطی این فاکتورهای مستقل در سطح ۱ درصد نشان دهنده تاثیر عمده ی آنها بر متغیرهای پاسخ می باشد. بر خلاف اثرات خطی، اثرات درجه دوم در هیچ یک از متغیرهای پاسخ معنا دار نبود که این امر نیز در غیر معنا دار بودن ضرایب درجه دوم در جدول ۳ مشخص است. اثرات جمعی حاصل ضرب یا برهم کنش متغیرهای مستقل بر جذب مواد جامد و کاهش وزن معنا دار بود (در سطح ۵ درصد) ولی اثر آن بر کاهش آب بی معنی ارزیابی شد (جدول ۴). جزئیات بیشتر و اثرات مجزای اثرات بر هم کنش های هر یک از متغیرهای مستقل بر روی متغیرهای پاسخ مختلف نیز در جدول ۳ قابل مشاهده است. اثرات متقابل فاکتورها در تمام موارد بر کاهش آب بی معنی بود که نشان دهنده ی عدم وجود رابطه ی خطی توام بین فاکتورهای مورد بررسی بر میزان کاهش آب می باشد. رابطه ی توام غلظت و دما و همچنین زمان و دما بر کاهش وزن و جذب مواد جامد در سطح ۵ درصد معنی دار می باشد، اما رابطه ی توام زمان و غلظت بر هیچ یک از متغیرهای پاسخ معنا دار نبود.

۰/۹۳ برای هر سه مدل و همچنین مقادیر پایین میانگین مربعات خطا (MSE) به ترتیب ۰/۰۰۸، ۰/۰۰۲ و ۰/۰۱۳ برای

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_{11} x_1^2 + \beta_{22} x_2^2 + \beta_{33} x_3^2 + \beta_{12} x_1 x_2 + \beta_{13} x_1 x_3 + \beta_{23} x_2 x_3$$

جدول ۳: مقادیر ضرایب مدل رگرسیون برازش شده برای صفات مورد مطالعه

ضرایب	متغیرهای پاسخ		
	کاهش وزن	جذب مواد جامد	کاهش آب
$\beta_0$	۰/۳۶۸۹۳**	۰/۹۴۵۳۷**	۰/۸۰۹۶۵**
$\beta_1$	۰/۱۳۷۲۶**	۰/۲۲۴۲۲**	۰/۱۵۷۲۱*
$\beta_2$	۰/۱۳۷۹۰**	۰/۷۴۹۶۷**	۰/۵۸۰۶۶**
$\beta_3$	۰/۱۸۶۴۶**	۰/۳۲۹۵۲**	۰/۱۵۷۲۸۳*
$\beta_{11}$	۰/۰۱۳۰۳ <sup>ns</sup>	-۰/۰۲۴۷ <sup>ns</sup>	۰/۰۰۰۳۷ <sup>ns</sup>
$\beta_{22}$	-۰/۰۷۸۵ <sup>ns</sup>	۰/۱۵۲۴۸ <sup>ns</sup>	۰/۱۲۹۶۲ <sup>ns</sup>
$\beta_{33}$	۰/۰۳۸۲۳ <sup>ns</sup>	۰/۰۳۲۶۳ <sup>ns</sup>	-۰/۱۹۲۹ <sup>ns</sup>
$\beta_{12}$	۰/۰۵۳۵۲*	۰/۱۰۵۷۳*	۰/۰۳۵۰۸ <sup>ns</sup>
$\beta_{13}$	۰/۰۲۴۱ <sup>ns</sup>	۰/۰۷۲۱۸ <sup>ns</sup>	۰/۰۶۹۵ <sup>ns</sup>
$\beta_{23}$	۰/۰۶۷۵۳*	۰/۱۲۹۶۵*	۰/۰۳۰۸۳ <sup>ns</sup>
R <sup>2</sup>	۹۵/۳	۹۷/۸	۹۳/۹
R <sup>2</sup> -adj	۹۱	۹۵/۸	۸۸/۵
MSE	۰/۰۰۲	۰/۰۰۸	۰/۰۱۳

ns، \* و \*\*: به ترتیب نشان دهنده ی غیر معنی داری و معنی داری در سطح احتمال ۵ و ۱ درصد می باشند.

X1: زمان فرایند (دقیقه)، X2: دمای فرایند (سانتی گراد)، X3: غلظت محلول ساکارز (درصد)

طبق جدول ۴ اثرات خطی متغیرهای مستقل بر روی هر سه فاکتور پاسخ در سطح ۱ درصد معنا دار می باشد. این امر در

جدول ۴: نتایج حاصل از تجزیه واریانس برازش مدل درجه دو رگرسیون بر صفات مورد مطالعه

منابع تغییرات	درجه آزادی	میانگین مربعات صفت		
		کاهش وزن	جذب مواد جامد	کاهش آب
رگرسیون	۹	۰/۰۸۹۷**	۰/۸۴۴۵**	۰/۴۴۸۷**
خطی	۳	۰/۲۴۲۰**	۲/۴۰۲۹**	۱/۲۸۸۷**
درجه دوم	۳	۰/۰۰۵۹ <sup>ns</sup>	۰/۰۴۲۳ <sup>ns</sup>	۰/۰۳۹۹ <sup>ns</sup>
ضرب حاصل	۳	۰/۰۲۱۳*	۰/۰۸۸۵*	۰/۰۱۷۴ <sup>ns</sup>
خطای باقیمانده	۱۰	۰/۰۰۴۰	۰/۰۱۷۱	۰/۰۲۶۰
خطای خالص	۵	.	.	.
کل	۱۹	.	.	.

ns، \* و \*\*: به ترتیب نشان دهنده ی غیر معنی داری و معنی دار در سطح احتمال ۵ و ۱ درصد می باشند.

خطی آنرا افزایش می دهد که این امر را می شد با توجه به میزان ضریب بالایی که برای اثر دما بر کاهش آب در جدول ۲ گزارش شده است ( $\beta_2=0/58066$ ) نیز پیش بینی نمود. آبیگری اسمزی یک پدیده وابسته به دما می باشد. دماهای فرآوری بالاتر،

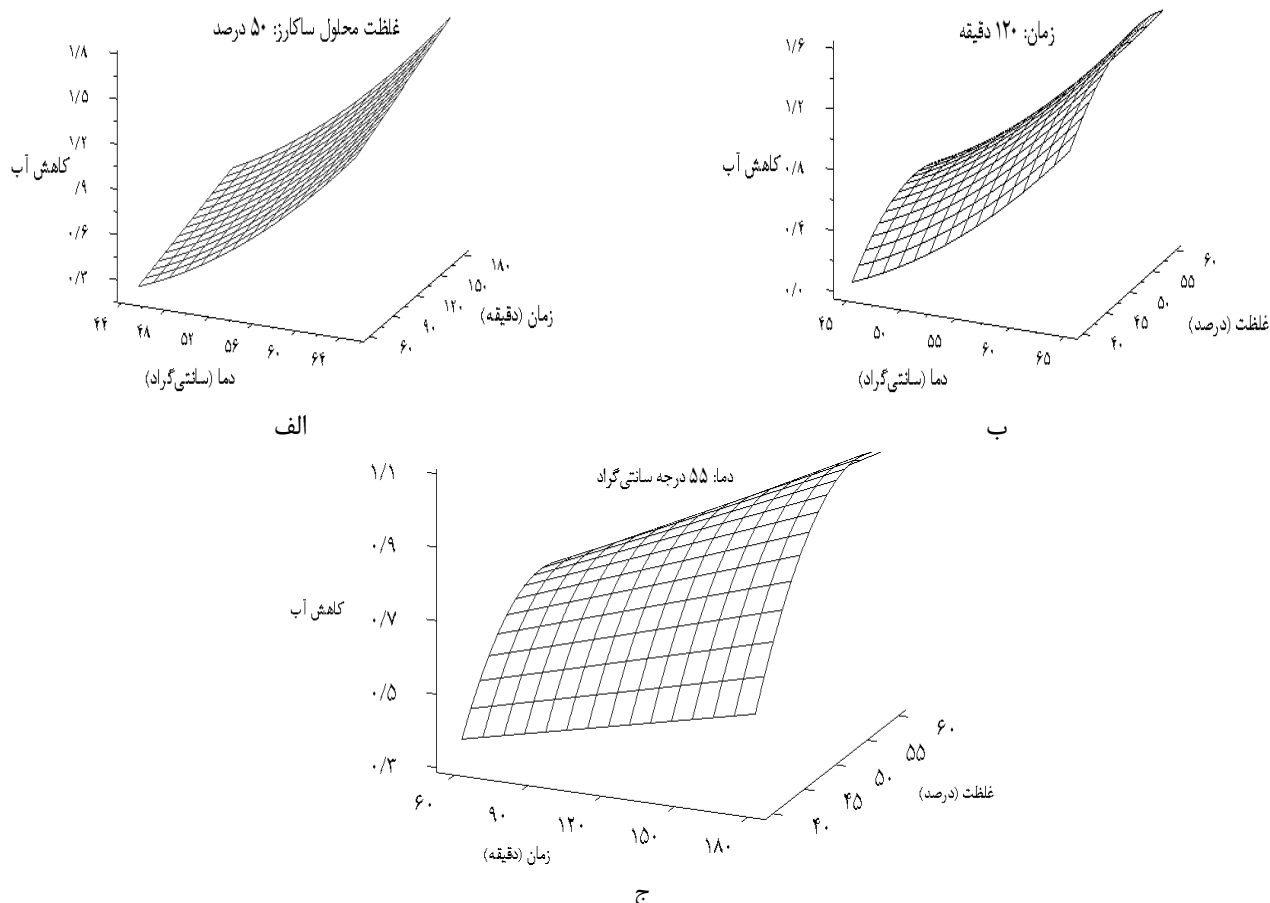
در شکل ۱ به عنوان نمونه، نمودارهای سطح پاسخ تاثیر متغیرهای مستقل بر روی کاهش وزن نشان داده شده است. همان طور که در شکل ۱ الف مشاهده می شود، افزایش دما به شدت میزان کاهش آب را تحت تاثیر قرار می دهد و به صورت

در این شکل (۱-ب) و نیز شکل (۱-ج) مشخص است که افزایش غلظت محلول ساکارز نیز باعث افزایش در میزان کاهش آب می‌شود، هر چند این تاثیر در غلظت‌های بالاتر کمتر شده است. این افزایش را می‌توان به تشدید نیروی اسمزی در اطراف دانه‌های انار در غلظت‌های بالاتر نسبت داد (Mundada et al, 2011). Rastogi & Raghavarao (2004), Falade et al (2007), Azoubel & Murr (2004) نیز به نتایج مشابه دست یافته‌اند.

تاثیر دمای فرایند بر روی جذب مواد جامد نسبت به دو فاکتور دیگر (زمان و غلظت) به شدت بیشتر بوده (β<sub>2</sub>=۰/۷۴۹۶۷) و بعد از آن غلظت محلول ساکارز و زمان قرار داشتند. در طی افزایش دما به غشا سلولی آسیب‌های جبران ناپذیری وارد می‌شود که این امر باعث کاهش انتخاب‌پذیری غشا سلولی شده و جذب ساکارز افزایش پیدا می‌کند (Bchir et al, 2009). در مورد کاهش وزن غلظت محلول اسمزی اندکی تاثیرگذارتر ارزیابی گردید (β<sub>3</sub>=۰/۱۸۶۴۶) و اثرات زمان و دما تقریباً در یک سطح بود.

عموماً بواسطه تسریع در از دست دادن آب در حین انبساط و پلاسمولیز غشاهای سلولی، افزایش انتشار آب در داخل محصول و افزایش انتقال جرم آب روی سطح بواسطه ویسکوزیته پایین‌تر محلول اسمزی، عمل می‌کند (Bchir et al, 2009). کاهش مقاومت سطحی در برابر انتقال جرم در سطح محصول نیز به عنوان یکی از عوامل موثر بر افت بیشتر میزان آب در دماهای بالاتر می‌باشد (Mundada et al, 2011). همچنین با توجه به این شکل (۱ الف) می‌توان بیان نمود که تاثیر زمان به تنهایی روی کاهش آب چندان زیاد نیست (β<sub>1</sub>=۷۲۱/۱۵) و در دماهای پایین (۴۵) و همچنین دماهای بالا (۶۵) افزایش چندانانی با افزایش زمان در مقدار کاهش آب رخ نمی‌دهد. در واقع با افزایش زمان فرایند میزان اختلاف پتانسیل اسمزی بین ماده‌ی غذایی و محلول اسمزی کاهش پیدا می‌کند و در بازه‌های زمانی بالاتر تاثیر کمتری از این فاکتور بر متغیرهای پاسخ مشاهده می‌شود.

در شکل ۱-ب اثر متقابل دما و غلظت محلول ساکارز بر میزان کاهش آب بررسی شده است. در این شکل نیز اثر مشهود افزایش دما بر میزان این فاکتور قابل مشاهده می‌باشد. همچنین



شکل ۱. نمودار سطح پاسخ تاثیر متقابل دما و زمان (الف)، دما و غلظت (ب) و زمان و غلظت (ج) روی درصد کاهش آب



اسمزی سیب شبکه‌های عصبی با ۱ تا ۶ نورون در لایه پنهان را بررسی کرده و شبکه بهینه را شبکه‌ای با یک لایه پنهان حاوی ۴ نورون معرفی کردند که با مقادیر ضریب همبستگی ۰/۹۶ و ۰/۸۹ به ترتیب برای WL و SG قادر به پیش بینی داده های آزمایشگاهی بود. (Linko & Zhu (1991) اعلام کردند که مدل های عصبی با یک لایه پنهان برای پدیده‌های پیوسته و غیر خطی مناسب می‌باشند و مدل‌های با بیش از یک لایه پنهان تنها برای موارد خاص کاربرد دارند. (Bla Zita et al (2009) در مورد خشک کردن اسمزی مانگو شبکه‌های عصبی با ۱ تا ۱۰ نورون در لایه پنهان را تست کردند و در نهایت با بررسی مقادیر MSE و R در هر یک از این شبکه‌ها، توپولوژی ۴-۷-۱ را با میزان R 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 شبکه های عصبی مصنوعی پس انتشار پیشخور و اکثرا توپولوژی‌های دارای یک لایه پنهان بهترین مدل‌های عصبی برای پیش‌بینی سینتیک آبیگری اسمزی انواع مختلف سبزی‌ها و میوه‌ها مانند دانه‌های انار می‌باشند.

مدل سازی با استفاده از اصول فازی-عصبی

جدول (۵) مقایسه اثر تعداد نورون‌های لایه پنهان بر دقت پیش بینی شبکه‌های عصبی پس انتشار پیشخور و پسخور با دو تابع انتقال تانزانانت سیگموئید هیپربولیکی و لگاریتمی، الگوی یادگیری لونبرگ - مارکوات و چرخه یادگیری ۱۰۰۰ را نشان می‌دهد. با توجه به مقادیر MSE و R<sup>2</sup> ارائه شده در این جدول، شبکه عصبی پیشخور با تابع انتقال لگاریتمی و با توپولوژی ۳-۸ (لایه ورودی با سه نورون - یک لایه پنهان با هشت نورون - لایه خروجی با سه نورون) با R<sup>2</sup> بیش از ۰/۹۸ و MSE برابر با ۰/۰۲۲۷۸ به عنوان شبکه عصبی بهینه انتخاب می‌شود. مطالعات انجام شده به وسیله (Poligne et al (2002) که از شبکه های عصبی برای مدل سازی عمل آوری گوشت خوک در محلول گلوکز همراه با طعم دهنده‌ی دود مایع استفاده کردند، کارایی بالای این مدل با میزان ضریب همبستگی ۰/۹۱ برای WL و ۰/۹۶ برای SG تایید شد. (Saetan & Lertworasirikul (2010) بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی میزان کاهش آب و جذب مواد جامد در فرایند اسمزی پوست لیموترش را شبکه پیشخور با الگوریتم یادگیری لونبرگ- مارکوات و یک لایه پنهان شامل ۵ نورون دانستند. (2007)

جدول ۵- مقایسه اثر تعداد نورونهای لایه پنهان بر دقت پیش بینی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی

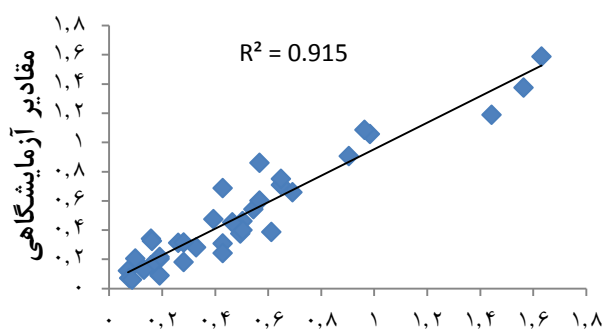
شبکه عصبی پیشخور (NEWFF)				شبکه عصبی پسخور (NEWCF)				تعداد
TANSIG		LOGSIG		TANSIG		LOGSIG		نورون در لایه پنهان
R <sup>2</sup>	MSE	R <sup>2</sup>	MSE	R <sup>2</sup>	MSE	R <sup>2</sup>	MSE	
۰,۹۲۱۱۴	۰,۰۶۱۱۴۶	۰,۹۶۷۳۰	۰,۰۳۲۴۳	۰,۹۲۹۲۵	۰,۰۴۳۷۸۹	۰,۹۵۵۲۹	۰,۰۳۰۲۲۲	۲
۰,۹۰۱۲۵	۰,۰۳۷۵۰۲	۰,۹۶۸۴۵	۰,۰۱۱۶	۰,۹۴۲۱۴	۰,۰۱۸۶۲۴	۰,۹۱۱۱۷	۰,۰۸۷۰۱۵	۳
۰,۸۵۲۰۹	۰,۰۲۰۱۶۵	۰,۹۳۴۴۹	۰,۰۴۹۳۱۴	۰,۹۱۹۱	۰,۰۳۲۰۵۵	۰,۹۵۸۳۴	۰,۰۵۳۰۸۶	۴
۰,۹۶۵۳۰	۰,۰۵۷۴۹۶	۰,۹۵۷۱۸	۰,۰۱۹۷۵۹	۰,۹۳۰۲۱	۰,۰۴۹۶۹۹	۰,۹۶۱۷۹	۰,۰۴۲۲۳	۵
۰,۹۴۵۱۲	۰,۰۹۵۷۲۳	۰,۹۲۹۲۹	۰,۰۲۲۷۰۱	۰,۹۵۲۲	۰,۰۳۹۷۸۳	۰,۹۷۱۰۱	۰,۰۲۵۶۴۲	۶
۰,۹۱۳۸۱	۰,۰۶۱۳۴	۰,۹۵۹۴۷	۰,۰۳۳۷۳۸	۰,۹۲۰۰۴	۰,۰۵۰۲۰۶	۰,۹۷۰۷۲	۰,۰۴۷۵۲۴	۷
۰,۹۶۶۵۹	۰,۰۲۰۷۵۷	۰,۹۸۳۴۴	۰,۰۲۲۷۸	۰,۹۴۴۰	۰,۰۴۱۱۴۶	۰,۹۶۵۳۳	۰,۰۸۹۰۲۳	۸
۰,۹۳۴۱	۰,۱۲۴۵۷۹	۰,۹۶۰۰۷	۰,۰۵۵۲۱۶	۰,۹۵۴۹	۰,۰۱۰۱۹۶	۰,۹۲۲۰۵	۰,۰۴۹۲۴۹	۹
۰,۹۵۳۰۱	۰,۰۱۹۲۵۴	۰,۹۸۲۹۸	۰,۰۵۳۱۹	۰,۹۶۸۰۷	۰,۰۲۶۲۷	۰,۹۲۱۸۸	۰,۰۲۳۴۷۷	۱۰

$$A = \begin{pmatrix} 1/73 & -4/62 & -2/62 \\ 2/52 & -1/97 & -4/72 \\ -1/98 & -2/167 & -1/77 \\ -6/425 & -1/9 & 2/87 \\ -1/129 & 2/162 & -2/81 \\ -1/42 & 1/222 & -1/99 \\ -1/664 & 2/304 & -2/904 \\ -1/680 & 2/322 & 5/395 \end{pmatrix}$$

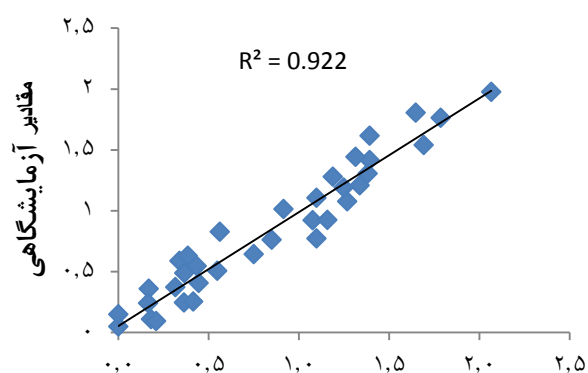
$$B = \begin{pmatrix} -1/222 & -1/51 & -1/802 & -1/919 & -1/161 & 2/252 & -1/61 & -1/266 \\ -1/797 & -1/601 & -1/854 & -1/292 & -1/522 & 1/405 & -1/207 & -1/225 \\ -1/909 & -1/705 & -1/612 & -1/262 & -1/572 & 1/566 & -1/787 & -1/460 \end{pmatrix}$$

همان‌گونه که در شکل (۲) دیده می‌شود برای اتصال ۳ نورون لایه ورودی به ۸ نورون لایه پنهان و همچنین جهت ارتباط نورون‌های لایه پنهان به ۳ نورون لایه خروجی نیاز به مقادیر وزن و بایاس می‌باشد. ماتریس وزن برای لایه ورودی به لایه پنهان یک ماتریس ۸×۳ (اتصال سه نورون لایه ورودی به هشت نورون لایه پنهان) و برای لایه پنهان به لایه خروجی یک ماتریس ۳×۸ (اتصال هشت نورون لایه پنهان به سه نورون لایه خروجی) به ترتیب به صورت ماتریس های A و B می‌باشد:

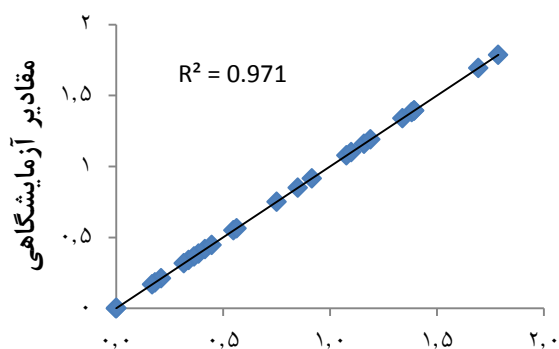
برای مدل‌های رگرسیونی به ترتیب برای WL و SG در فرایند اسمزی سیب رسیدند. از جمله محققین دیگر که به نتایج مشابه در مقایسه این مدل‌ها در آگیری اسمزی یافته‌اند می‌توان به (Tortoe et al (2008) در مورد سیب، موز و سیب‌زمینی و همچنین (Ochoa-Martínez et al (2007) در فرایند اسمزی بعضی دیگر از میوه‌ها اشاره کرد.



مقادیر پیش بینی شده  
الف



مقادیر پیش بینی شده  
ب

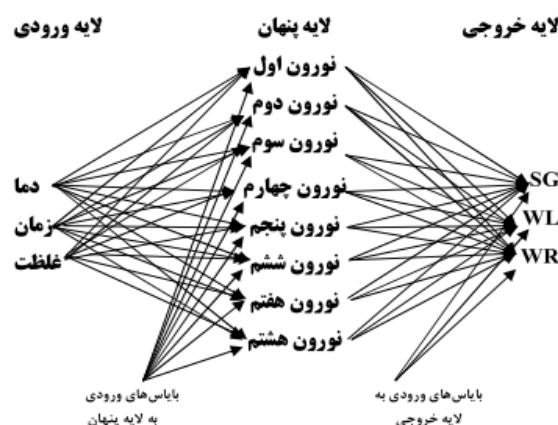


مقادیر پیش بینی شده  
ج

شکل ۳- نمودار تغییرات مقادیر پیش بینی شده توسط مدل‌های سطح پاسخ در مقابل مقادیر آزمایشگاهی برای WL (الف)، WR (ب) و SG (ج) در خشک شدن اسمزی دانه‌های انار

در ضمن ماتریس بایاس برای لایه ورودی به لایه پنهان به صورت یک ماتریس هسین  $8 \times 1$  (ماتریس C) و برای لایه پنهان به لایه خروجی به صورت یک ماتریس  $3 \times 1$  (ماتریس D) خواهد بود.

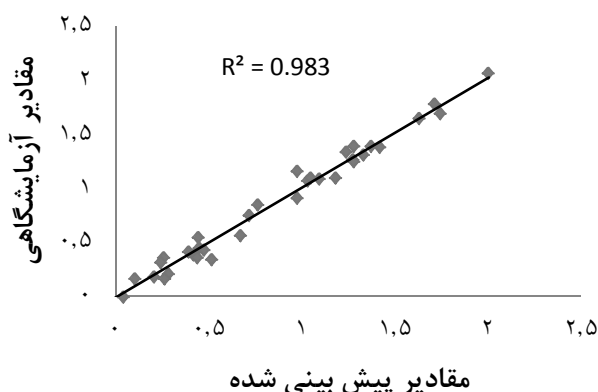
$$C = \begin{Bmatrix} -5/1756 \\ -1/6247 \\ 2/2725 \\ -1/24626 \\ 2/2948 \\ 1/6824 \\ -5/2772 \\ 7/2616 \end{Bmatrix} \quad D = \begin{Bmatrix} -1/27936 \\ 1/4524 \\ 1/4874 \end{Bmatrix}$$



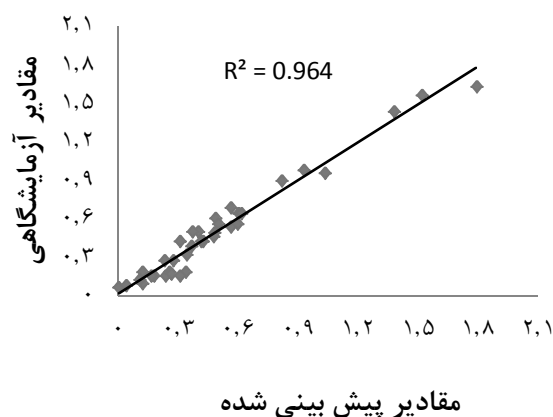
شکل ۲- توپولوژی شبکه عصبی مصنوعی بهینه با ۸ نورون در لایه پنهان و سه نورون در هر یک از لایه‌های ورودی و خروجی

### مقایسه مدل‌های فازی - عصبی و سطح پاسخ

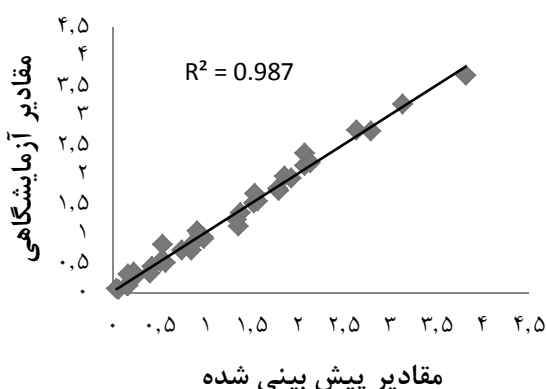
جهت بررسی میزان دقت و صحت مدل‌های فازی - عصبی و سطح پاسخ بهینه، مقادیر پیش‌بینی شده برای هر یک از متغیرها از طریق این دو مدل، در مقابل مقادیر اندازه‌گیری شده رسم شده و با یکدیگر مقایسه شد (شکل‌های ۳ و ۴). همانگونه که در این شکل‌ها مشخص است در هر سه مورد (WL، WR و SG) علاوه بر اینکه صحت مدل‌ها مورد تایید قرار گرفته است، میزان دقت مدل فازی - عصبی (شکل ۴) نسبت به روش سطح پاسخ (شکل ۳) بالاتر است که نشان‌دهنده کارایی بالاتر این مدل نسبت به روش سطح پاسخ می‌باشد. (Saetan & Lertworasirikul (2010) نیز مدل شبکه عصبی مصنوعی را در مقایسه با مدل رگرسیونی تواناتر و با دقت بالاتر معرفی کردند و علت آن را به پیچیدگی و غیر خطی بودن سیستم آگیری اسمزی ارتباط دادند. (Ochoa-Martínez & Ayala-Aponte (2007) 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



ب



الف



ج

شکل ۴- نمودار تغییرات مقادیر پیش بینی شده توسط شبکه عصبی برای توپولوژی بهینه (۳-۸-۳) در مقابل مقادیر آزمایشگاهی برای WL (الف)، WR (ب) و SG (ج) در خشک شدن اسمزی دانه های انار.

### نتیجه گیری کلی

یک نرم افزار کامپیوتری مانند اکسل، می توان برنامه ای کاربردی، ساده و دقیق برای پیش بینی پارامترهای مورد نظر در خشک کردن اسمزی دانه های انار ایجاد کرد. با توجه به دقت بالاتر مدل فازی-عصبی نسبت به روش سطح پاسخ در کل می توان با اطمینان خیلی بیشتری نسبت به مدل های رگرسیونی به پیش بینی این مدل ها اعتماد کرده و از این مدل ها برای بهینه سازی و کنترل فرایند خشک کردن استفاده نمود که این امر می تواند به صرفه جویی در انرژی و زمان منجر شده و از طرف دیگر محصول نهایی مطلوب تری را ایجاد کند.

با توجه به پیچیدگی و تعدد عوامل موثر در خشک کردن اسمزی و نتایج این پژوهش می توان مدل فازی-عصبی و سطح پاسخ ارائه شده را به عنوان مدلهایی قابل قبول برای مدل سازی این فرایندها معرفی نمود. با مشخص بودن تابع فعال سازی در شبکه های عصبی که در این تحقیق تابع تانژانت سیگموئید هیپربولیکی می باشد و همچنین در اختیار داشتن مقادیر وزن و بایاس، می توان روابط ایجاد شده توسط مدل فازی-عصبی را استخراج نمود. با تعریف این رابطه ریاضی ساده ای ایجاد شده و یا مدل رگرسیونی درجه دوم حاصل از روش سطح پاسخ، در

### REFERENCES

- Al-Maiman, S.A. & Ahmad, D. (2002). Changes in physical and chemical properties during pomegranate (*Punica granatum* L.) fruit maturation. *Journal of Food Chemistry* 76, 437-41.
- Alvarez Lopez, I., Lianes, S. & Verdegay, J. L. 2005. Drying process of tobacco leaves by using a fuzzy controller. *J. Fuzzy Sets and Sys.* 150, 493-506.
- Arsdel, W.B.V & Copleg, M.J. (1963). *Food Dehydration*. Vol. 1. AVI. Publishing Co.
- Atkinson, A.C. & Donev, A.N. (1992). Optimum experimental design. Oxford University Press 5,132-189.
- Attahajariyakul, S. & Leephakpreeda, T. (2006). Fluidized bed paddy drying in optimal condition via adaptive fuzzy logic control. *Journal of Food Engineering*. 75, 104-114.

- Azoubel, P. & Murr, F. (2004). Mass transfer kinetics of osmotic dehydration of cherry tomato. *Journal of Food Engineering*, 61, 291–95.
- Bardot, I., Martin, N., Trystram, G., Hossenlopp, J., Rogeaux, M. & Bochereau, L. (1994). A new approach for the formulation of beverages. Part II: interactive automatic method. *Lebensmittel-Wissenschaft und-Technology*, 27 (6), 513–521.
- Baruch, I., Genina-Soto, P., Nenkova, B. & Barrera-Cortes, J. (2004). Neural model of osmotic dehydration kinetics of fruits cubes. Lecture Notes in Artificial Intelligence. *Subseries of Lecture Notes in Computer Science*, 3192, 312–320.
- Bchir, B., Besbes, S., Attia, H. & Blecker, C. (2009). Osmotic dehydration of pomegranate seeds: mass transfer kinetics and differential scanning calorimetry characterization, *International Journal of Food Science and Technology*, 44, 2208–221.
- Beristian, C.I., Azuara, E., Cortes, R. & Garcia, H.S. (1990). Mass transfer during osmotic dehydration of pineapple rings. *International Journal of Food Science Technology*, 25 (5), 576–582.
- Bla Zita, N. E., Emmanuel, N., Patrice, K., Ismael, D. & Benjamin, Y. (2009). Modeling of Osmotic Dehydration of Mango (*Mangifera Indica*) by Recurrent Artificial Neural Network and Experimental Design. *Research Journal of Agriculture and Biological. Science*, 5(5), 754–761.
- Bolin, H.R. (1983). Effects of osmotic agents and concentration on fruit quality. *Journal of Food Science*, 48, 202–205.
- Chen, C. R., Ramaswamy, H. S. & Alli, I. (2001). Prediction of quality changes during osmo-convective drying of blueberries using neural network models for process optimization. *Drying Technology*, 19(3&4), 507–523.
- Dixon, G.M. & J.J. JEN. (1977). Changes of sugars and acids of osmotic dried apple slices. *Journal of Food Science*, 42, 1126–1127.
- Falade, K.O., Igbeka, J. & Funke, A. 2007. Kinetic mass transfer and colour changes during osmotic dehydration of water melon. *Journal of Food Engineering*, 80, 979–85.
- Fazel zarandi, M. H. (2002). Fuzzy complexes theory (rendition). Amir kabir university publication (poly technique). (In Farsi)
- Ganjeh, M., Jafari, S.M., Ghanbari, V., Dezyani, M., Ezzati, R., Soleimani, M. (2013). Modeling the drying kinetics of onion in a fluidized bed drier equipped with a moisture controller using regression, fuzzy logic and artificial neural networks methods. *Iranian Journal of Nutrition Sciences & Food Technology*, 7 (5), 399–407. (In Farsi)
- Ghoush, M.A., Samhoury, M., Al-Holy, M. & Herald, T. 2008. Formulation and fuzzy modeling of emulsion stability and viscosity of a gum-protein emulsifier in a model mayonnaise system. *Journal of Food Engineering*, 84, 348–357.
- Glauca, S., Leila, M. & Miriam, D. (2012). Optimization of osmotic dehydration process of guavas by response surface methodology and desirability function, *International Journal of Food Science Technology*, 47, 132–140.
- Hawkes, J. & Flink, J.M. (1978). Osmotic dehydration of fruit slices prior to freeze dehydration. *Journal of Food Processing*, 2 (4), 265–284.
- Holdsworth, S.D. (1986). Advance in dehydration of fruits and vegetables. In “Concentration and Drying of food”. D. McCarthy, Editor. Elsevier Applied Sci. Pub. LTD.
- Jindal, V.K. & hauhan, V. (2001). Neural networks approach to modeling food processing operations. In: Irudayaraj, J. (Ed.), *Food Processing Operations Modeling: Design and Analysis*. Marcel Dekker, New York, pp. 305–342.
- Jumah, R. & Mujumdar, A. S. (2005). Model intermittent drying using adaptive neuro-fuzzy inference system. *Drying Technology*, 23(5), 1075–1092.
- Karel, M. (1975). Dehydration of foods. In “Principles of Food Science. Part 2. Physical principles of food preservation”. O.R. Fennem, Editor. Mareel Dekker Pub.
- Kargozari, M., Moini, S. & Emam Djomeh, Z. (2010). Prediction of some physical properties of osmotic dehydrated carrot cubes using response surface methodology. *Journal of food processing and preservation*, 34: 1041–1063.
- Kargozari, M., Moini, S., Emam-djomeh, Z. & Khodayian, F. (2007). Optimization of osmotic dehydration carrot using response surface methodology. The proceeding of the 5<sup>TH</sup> *asla-pacific drying conference*. Pp:1150–1156.
- Kia, S. M. (2010). *Fuzzy logic in matlab*. First Edition .Kian Rayane Sabz Pub.( In Farsi)
- Kingsly, A. R., Singh, B. D., Manikantan, M.R. and Jain, R. K. 2006. Moisture dependant physical properties of dried pomegranate seeds (Anardana). *Journal of Food Engineering* 75:492–96.
- Lazarides, H. 1999. *Advance in osmotic dehydration in processing food*, (eds, F.A.R.olivera at al) CRC Press. Newyork: (pp.179–196).
- Lazarides., H. & kastanidis, E. (1994). Mass transfer kinetics during osmotic preconcentration aiming at minimal solid uptake. *Journal of Food Engineering* 24(4), 110–119.
- Lenart, A. (1989.). Osmotic dehydration of apples at high temperature in drying. Hemisphere Pub.
- Lenart, A. & lewicki, P.P.(1988). Energy consumption during osmotic and convective drying of plant tissue. *Acta Alimentaria Polonica*.1:65–72.
- Lerici, C.R., Pinnavaia, G., Dalla Rosa, M. & Bartolucci, L. (1985). Osmotic dehydration of fruit: influence of osmotic agents on drying behaviour and product quality. *Journal of Food science*, 50 (5), 1217–1219.
- Lerici, C. (1989). Osmotic dehydration. *Journal of Food science*, 5, 1214–1219.

- Lertworasirikul, S. & Saetan, S. (2010). Artificial neural network modeling of mass transfer during osmotic dehydration of kaffir lime peel. *Journal of Food Engineering*, 98, 214-223.
- Linko, P. & Zhu, Y.H. (1991). Neural network programming in bioprocess variable estimation and state prediction. *Journal of Bio Technology*, 21, 253-270.
- Magee, T.R.A., Hassaballah, A.A. & Murphy, W.R. (1983). Internal mass transfer during osmotic dehydration of apple slices in sugar solution. *Irish Journal of Food Science Technology*, 7, 147-155.
- Manivannan, P. & Rajasimman, M. (2008). Osmotic dehydration of beetroot in salt solution: optimization of parameters through statistical experimental design. *International Journal of Chemistry and Biological Engineering*, 1:4.
- Mudahar, S., Toledo, T. & Jen, J. (2007). A response surface methodology approach to optimize potato dehydration process. *Journal of Food Processing and Preservation*, 14(2), 93-106.
- Mundada, M., Singh Hathan, B. & Maske S. (2011). Mass Transfer Kinetics during Osmotic Dehydration of Pomegranate Arils. *Journal of Food Science*, 76(1).
- Nazni, P. and Thara, D. (2011). Optimization of beetroot peel osmotic dehydration process using response surface methodology. *International Journal of Current Research*, 3(8), 27-32.
- Ochoa-Martínez, C.I. & Ayala-Aponte, A.A. (2007). Prediction of mass transfer kinetics during osmotic dehydration of apples using neural networks. *Lebensmittel-Wissenschaft und-Technology*, 40 (4), 638-645.
- Ochoa-Martínez, C. I. Ramaswamy, H. S. & Ayala-Aponte, A. A. (2007). Artificial Neural network Modeling of Osmotic Dehydration Mass Transfer Kinetics of Fruits. *Drying Technology: An International Journal*, 25(1), 85-89.
- Odetunji, O. A. & Kehinde, O. O. (2005). Computer simulation of fuzzy control system for gari fermentation plant. *Journal of Food Engineering*, 68, 197-207.
- Poligne, I., Broyart, B., Trystram, G. & Collignal, 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. *Lebensmittel-Wissenschaft und-Technology*, 35, 748-756.
- Raoult-Wack, A.L. (1994). Recent advances in the osmotic dehydration of foods. *Trends in Food Science Technology*, 5 (8), 255-260.
- Rastogi, N.K. & Raghavarao, K. (2004). Mass transfer during osmotic dehydration of pineapple: considering Fickian diffusion in cubical configuration. *LWT- Food Science Technology*, 37, 43-7.
- Robles, M.F.C., Casado, O., Syafie, S. & Tadeo, F. (2006). Fuzzy control of a neutralization process. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 19, 905-914.
- Salvatori, D., Andrés, A., Chiralt, A. & Fito, P. (1999). Osmotic dehydration progression in apple tissue I: spatial distribution of solutes and moisture content. *Journal of Food Engineering*, 42 (3), 125-132.
- Shi, J. and Le Maguer, M. (2002). Osmotic dehydration of foods: mass transfer modeling aspects. *Food Review International* 18(4), 305-35.
- Tortoe, C. Orchard, J. Beezer, A. & Tetteh, J. (2008) artificial neural networks in modeling osmotic dehydration of foods. *Journal of Food Processing and Preservation*, 32, 270-285.
- Toupin, C.J., Marcotte, M., Le Maguer, M. (1989). Osmotically induced mass transfer in plant storage tissues, part I: a mathematical model. *Journal of Food Engineering*, 10 (1), 13-38.
- Trelea, I.C., Raoult-Wack, A.L. and Trystram, G. (1997). Note: application of neural network modeling for the control of dewatering and impregnation soaking process (osmotic dehydration). *Food Science. Technology International*, 3(6), 459-465.
- Vaquiro, H. A., Bon J. and Dies, J. L. (2008). Fuzzy logic application to drying kinetics modeling. In: *Proceedings of the 17th World Congress the International Federation of Automatic Control* Seoul, Korea: 2206 - 2211.
- Vardin, H., Fenercioglu H. (2003). Study on the development of pomegranate juice processing technology: clarification of pomegranate juice. *Nahrung* 47:300-03.