



## پیش‌بینی برخی خصوصیات فیزیکی و مکانیکی میوه بنه پس از خشک کردن با خشک‌کن ترکیبی فرسرخ- حرارتی به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی

فاروق شریفیان<sup>۱\*</sup>، محمد کاوه<sup>۲</sup>، رضا امیری چایجان<sup>۳</sup>

۱- استادیار گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه، ارومیه

۲- دانشگاه آزاد اسلامی، واحد سردشت، باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان، سردشت، ایران

۳- دانشیار گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان

ایمیل مکاتبه کننده: faroogh.sharifian@gmail.com

### چکیده

هدف از این پژوهش، پیش‌بینی برخی خصوصیات فیزیکی (چروکیدگی و رنگ) و مکانیکی (نیروی شکست) میوه بنه پس از خشک کردن با خشک‌کن ترکیبی فرسرخ- حرارتی به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی است. پارامترهای موثر بر عملکرد خشک‌کن ترکیبی شامل دمای هوای ورودی، سرعت هوای ورودی و توان تابشی و همچنین چروکیدگی، رنگ و نیروی شکست به عنوان متغیرهای مستقل شبکه در نظر گرفته شدند. داده‌های لازم برای ایجاد الگوهای آموزش، ارزیابی و آزمون با انجام آزمایش‌های خشک‌کردن در دماها، سرعت‌ها و توان‌های مختلف تابشی، جمع‌آوری شد. از شبکه‌های پس انتشار پیش‌رو (CFBP) و پس انتشار پیش‌خور (FFBP) با دو الگوریتم یادگیری لونیبرگ- مارکوارت و تنظیم بیزی برای آموزش الگوهای موجود استفاده گردید. نتایج نشان داد که برای پیش‌بینی چروکیدگی، شبکه‌ای با توپولوژی ۱-۵-۵-۳ با چرخه آموزش ۸ و با تابع آستانه TANSIG-PURELIN-TANSIG در شبکه FFBP دارای کمترین مقدار خطای آموزشی (۰/۰۰۰۵) و بیشترین مقدار ضریب تبیین (۰/۹۸) می‌باشد. همچنین بهترین شبکه برای پیش‌بینی نیروی شکست با آرایش ۱-۵-۵-۳ در ساختار FFBP بدست آمد.

واژه‌های کلیدی: "بنه"، "چروکیدگی"، "تغییرات رنگ"، "نیروی شکست"، "شبکه‌های عصبی مصنوعی"

### ۱- مقدمه

بنه (*Pistacia Atlantica L.*) یکی از درختان قدیمی است که عمر طولانی دارد و ارتفاع آن حدود ۵-۶ متر می‌باشد. میوه درخت بنه ریز و کروی و به رنگ سبز تیره است. مغز میوه بنه شبیه پسته، ولی کوچکتر از آن است. از درخت بنه شیره سقز تولید می‌شود که از این شیره در تهیه آدامس، عطر، خوشبوکننده‌ها، حشره کش‌ها و در صنعت داروسازی در تهیه نرم‌کننده‌ها و ضد عفونی کننده‌ها استفاده می‌شود. همچنین در صنعت پلاستیک سازی، تهیه واکس کفش، چرم و صنعت چاپ مورد استفاده قرار می‌گیرد. میوه بنه در مصارف پزشکی نیز از جمله در کاهش چربی‌های خون و به عنوان تقویت کننده کبد و طحال مورد استفاده می‌باشد (Amiri Chayjan and Kaveh, 2013).



خشک کردن یکی از مهمترین فرآیندهای پس از برداشت میوه بنه می‌باشد. از طرفی دیگر شناخت خواص فیزیکی و مکانیکی محصولات کشاورزی و مواد غذایی همواره مورد توجه و علاقه متخصصین کشاورزی و صنایع غذایی بوده است. خواص فیزیکی و مکانیکی بر عملیات مختلف فرآوری محصولات کشاورزی تاثیر بسزایی دارند. اطلاعات مربوط به خواص مکانیکی برای استفاده در طراحی تجهیزات آسیاب‌کردن، جابجایی‌کردن، انبارکردن، حمل و نقل و فرآوری مفید هستند (Kashaninejad et al., 2005). بنابراین اطلاعات خواص فیزیکی و مکانیکی میوه بنه خشک‌شده در طراحی سیستم‌های خشک‌کردن، انبارداری و جابجایی محصول مفید و مورد استفاده است.

شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل یک الگوی پردازش اطلاعات و ابزاری قدرتمند به منظور شبیه سازی، الهام گرفته از نرون‌های بیولوژیک است. با این رویکرد، شبکه‌های عصبی مصنوعی همانند ساختار بیولوژیکی مغز انسان با ترکیب ویژگی‌هایی همچون قدرت یادگیری، تعمیم‌دهی، پردازش موازی و تصمیم‌گیری، قابلیت حل کامل مسائلی پیچیده با ماهیتی خطی یا غیر خطی را خواهند داشت (Menlik et al., 2010). شبکه‌های عصبی مصنوعی با استفاده از پارامترهای کاری خشک‌کن، فرایند خشک کردن را به طور دقیقی توصیف و پیش‌بینی می‌کند.

محققین بسیاری از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی خواص فیزیکی و مکانیکی محصولات خشک شده استفاده کرده‌اند. نیامنوی و همکاران برای پیش‌بینی چروکیدگی میگوی خشک شده (Niamnuy et al., 2012)، شفافی زنونزیان و دواهاستین برای پیش‌بینی تغییرات رنگ و چروکیدگی کدو پس از خشک‌کردن (Shafafi Zenoozian, and Devahastin, 2009)، از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده کرده‌اند.

هدف از این پژوهش پیش‌بینی نیروی شکست، تغییرات رنگ و چروکیدگی بنه بعد از خشک‌کردن با خشک‌کن ترکیبی فروسرخ- حرارتی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد.

## ۲- مواد و روش‌ها

بنه تازه از جنگل‌های سردشت، استان آذربایجان غربی تهیه شد. میوه تا قبل از انجام آزمایش‌ها در یخچال در دمای  $1 \pm 4^{\circ}\text{C}$  نگهداری شد. مقدار رطوبت اولیه بنه با استفاده از روش آون به دست آمد. نمونه‌های ۱۵ گرمی در آون در دمای  $1 \pm 70^{\circ}\text{C}$  به مدت ۲۴ ساعت قرار داده شدند. مقدار رطوبت اولیه محصول ۱/۱۶ d.b. به دست آمد.

برای انجام آزمایش‌ها از یک خشک‌کن فروسرخ- حرارتی آزمایشگاهی استفاده شد. آزمایش‌ها در سه سطح دما (۴۰، ۵۵ و  $70^{\circ}\text{C}$  درجه سلسیوس) و سه سطح توان فروسرخ (۵۰۰، ۱۰۰۰ و ۱۵۰۰ وات) و در دو سرعت ۱/۶ و ۱ متر بر ثانیه در سه تکرار انجام شد. در طی آزمایش‌ها، رطوبت نسبی محیط آزمایشگاه در محدوده  $28/2 - 22/8\%$  و دمای محیط آزمایشگاه در بازه  $5/24 - 5/17^{\circ}\text{C}$  اندازه‌گیری شد. نمونه‌ها به رطوبت ۱۲ درصد بر پایه خشک رسانده شدند و محاسبات نیروی شکست، چروکیدگی و رنگ در این رطوبت انجام گرفت.



## ۱-۲- اندازه‌گیری چروکیدگی

پس از خشک کردن محصول در شرایط مختلف دمایی و در توان‌های متغیر تابشی، درصد چروکیدگی به کمک معادله زیر محاسبه شد (Kaveh, and Amiri Chayjan, 2014, Mayor and Sereno, 2004).

$$M = \frac{(V_0 - V)}{V_0} \times 100 \quad (1)$$

در رابطه M درصد چروکیدگی،  $V_0$  و V به ترتیب حجم اولیه قبل از خشک کردن و حجم ثانویه بعد از خشک کردن بر حسب مترمکعب است.

## ۲-۲- اندازه‌گیری تغییرات رنگ

برای به دست آوردن میزان تغییر رنگ میوه بنه، رنگ نمونه‌ها قبل و بعد از خشک کردن با استفاده از یک دستگاه رنگ‌سنج (مدل RGB-1002) ساخت تایوان اندازه‌گیری شد. رنگ‌سنج مذکور رنگ‌های قرمز (R)، سبز (G) و آبی (B) را اندازه‌گیری می‌کند. درصد تغییرات RGB از معادلات زیر محاسبه شد.

$$\Delta R = \frac{R_1 - R_2}{R_1} \times 100 \quad (2)$$

$$\Delta G = \frac{G_1 - G_2}{G_1} \times 100 \quad (3)$$

$$\Delta B = \frac{B_1 - B_2}{B_1} \times 100 \quad (4)$$

که در آن  $\Delta R$  درصد تغییرات رنگ قرمز،  $R_1$  میزان رنگ قرمز قبل از خشک کردن،  $R_2$  میزان رنگ قرمز بعد از خشک کردن،  $\Delta G$  درصد تغییرات رنگ سبز،  $G_1$  میزان رنگ سبز قبل از خشک کردن و  $G_2$  میزان رنگ سبز بعد از خشک کردن،  $\Delta B$  درصد تغییرات رنگ آبی،  $B_1$  میزان رنگ آبی قبل از خشک کردن و  $B_2$  میزان رنگ سبز بعد از خشک کردن است.

## ۳-۲- اندازه‌گیری نیروی شکست

حد شکستگی دانه، نقطه‌ای در منحنی نیرو-تغییر شکل می‌باشد که در آن حتی با کاهش نیرو میزان تغییر شکل افزایش پیدا کرده و جسم شکسته می‌شود. این نقطه، نقطه گسیختگی ماده را بیان می‌کند. در مورد مواد نرم و سخت، بعد از گسیختگی تغییر شکل قابل توجهی دیده می‌شود. بنابراین در آزمایش‌های مختلف از روی نمودار نیرو-تغییر شکل، حداکثر نیروی شکست دانه ثبت شد. برای انجام آزمایشات از دستگاه آزمون مواد مدل (Zwick/Roell) ساخت کشور آلمان استفاده شد.

## ۴-۲- شبکه عصبی

در این تحقیق از شبکه‌های پس انتشار پیشخور و پس انتشار پیشرو استفاده شده است.



شبکه پس انتشار پیشخور (FFBP) شامل یک لایه ورودی، یک یا چند لایه مخفی و یک لایه خروجی است. برای آموزش این شبکه از الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا (BP) استفاده می‌شود که ابتدا وزن‌های لایه خروجی با مقادیر مطلوب مقایسه شده در صورتی که خطا بیش از حد تعیین شده باشد، وزن‌های لایه خروجی بر اساس قاعده‌های بهنگام‌سازی، تعدیل می‌شود و هنگامی که خطای آموزش کمتر از خطای از پیش تعیین شده باشد، فرآیند یادگیری پایان می‌یابد (Amiri-Chayjan and Esna-Ashari, 2010).

شبکه پس انتشار پیش‌رو (CFBP) مانند شبکه پس انتشار پیشخور از الگوریتم BP برای اصلاح وزن‌ها استفاده می‌کند ولی خصوصیت اصلی شبکه آن است که نرون‌های هر لایه به تمامی نرون‌های لایه‌های قبل متصل است (Amiri-Chayjan and Esna-Ashari, 2010). الگوریتم‌های آموزش به کار رفته برای بهنگام‌سازی وزن شبکه‌های مورد استفاده عبارتند از: الگوریتم لونبرگ-مارکوارت (LM) و الگوریتم تنظیم بیزی (BR). الگوریتم LM که از طریق توزیع محاسبات و فضای مورد نیاز، موازی عمل می‌کند و از این رو سریع‌ترین روش برای آموزش شبکه‌های عصبی پس انتشار با ابعاد متوسط (حداکثر چند صد اتصال وزنی و بایاس) است. الگوریتم BR نیز با توزیع تصادفی وزن‌های اولیه، فرآیند آموزش شبکه را آغاز می‌شود. توزیع تصادفی این پارامترها جهت‌گیری اولیه را قبل از ارائه داده‌ها به شبکه تعیین می‌کند. بعد از ارائه داده‌ها به شبکه، بهنگام‌سازی وزن‌های اولیه آغاز می‌شود تا توزیع ثانویه با استفاده از تنظیم بیزی حاصل شود (Demuth et al. 2007).

در این تحقیق شبکه عصبی مصنوعی با دو نرون لایه ورودی (سرعت و دمای هوای ورودی) و یک نرون در لایه خروجی (چروکیدگی یا رنگ یا نیروی شکست) طراحی شد (شکل ۱). مقدار ورودی و مرزها در جدول ۱ ارائه شده است. برای تجزیه و تحلیل اطلاعات به دست آمده از نرم‌افزار MATLAB جعبه‌ابزار Network Toolbox (ver. 5) استفاده شد. لازم به ذکر است که برای بهینه‌سازی ساختار شبکه از توابع خطی، تانژانت هیپربولیک و سیگموئید به ترتیب زیر استفاده گردید (Niamnuay et al., 2012).

$$Y_j = X_i \quad (4)$$

$$Y_j = \frac{2}{(1 + \exp(-2X_j)) - 1} \quad (5)$$

$$Y_j = \frac{1}{1 + \exp(-X_j)} \quad (6)$$

$X_j$  از رابطه زیر محاسبه می‌شود.

$$X_j = \sum_{i=1}^m W_{ij} \times Y_i + b_j \quad (7)$$

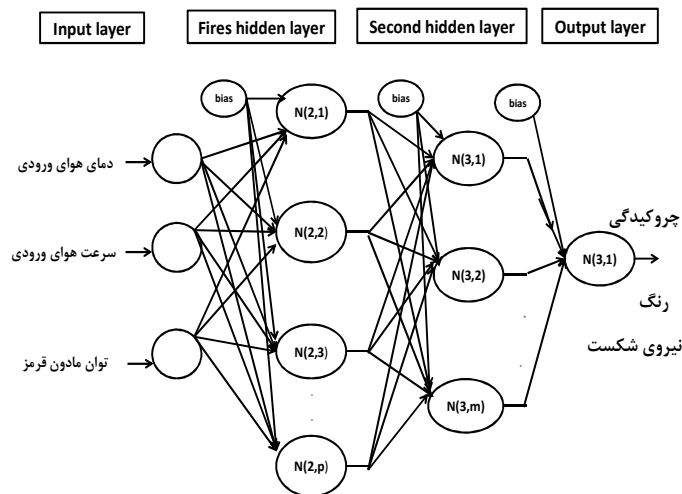
$m$  تعداد نرون لایه خروجی،  $W_{ij}$  وزن بین لایه  $i$  و  $j$ ،  $Y_i$  خروجی نرون  $i$ ام، و  $b_j$  مقدار بایاس نرون لایه  $j$ ام است.



حدود ۷۵٪ داده‌ها برای آموزش و ۲۵٪ داده‌ها به طور تصادفی برای ارزیابی شبکه آموزش دیده مورد استفاده قرار گرفت. برای یافتن شبکه‌ای با توپولوژی مناسب به کمک الگوریتم‌های آموزشی، از معیار میانگین مربع خطا با رابطه‌ی (۸) استفاده شده است.

$$MSE = \frac{\sum_{p=1}^M \sum_{i=1}^N (S_{ip} - T_{ip})^2}{NM} \quad (8)$$

در رابطه‌ی (۸)،  $S_{ip}$  خروجی شبکه در نرون  $i$ ام و الگوی  $p$ ام،  $T_{ip}$  خروجی مطلوب در نرون  $i$ ام و الگوی  $p$ ام،  $N$  تعداد نرون‌های خروجی و  $M$  تعداد الگوهای آموزشی است.



شکل ۱- توپولوژی شبکه مورد استفاده

جدول ۱- پارامترهای ورودی شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی چروکیدگی، رنگ و نیروی شکست

پارامترها	کمینه	بیشینه	تعداد سطوح
دمای هوا (°C)	۴۰	۷۰	۳
سرعت هوا (m/s)	۱	۱/۶	۲
توان فرسوخ (W)	۵۰۰	۱۵۰۰	۳

### ۳- نتایج و بحث

درصد تغییرات چروکیدگی، رنگ و نیروی شکست میوه بنه در خشک‌کن فرسوخ- حرارتی در سرعت‌ها، دماها و توان‌های مختلف به دست آمد. همانطور که در جدول‌های (۲، ۳ و ۴) نشان داده شده است بیشترین درصد تغییرات چروکیدگی، رنگ و نیروی شکست میوه بنه در دمای ۷۰ درجه سلسیوس و توان تابش فرسوخ ۱۵۰۰ وات بود و کمترین مقدار تغییرات درصد تغییرات چروکیدگی، رنگ و نیروی شکست در دمای ۳۰ درجه سلسیوس و در توان



تابش فروسرخ ۵۰۰ وات به دست آمد. با افزایش دما و توان تابش فروسرخ ورودی درصد تغییرات چروکیدگی، رنگ و نیروی شکست افزایش یافت.

همچنین چروکیدگی، تغییرات رنگ و نیروی شکست به کمک شبکه‌های پس انتشار پیش‌خور (FFBP) و پس انتشار پیش رو (CFBP) در الگوریتم‌های یادگیری و توپولوژی‌های مختلف بررسی شد.

جدول ۵، کاربرد الگوریتم LM و BR به همراه شبکه‌های CFBP و FFBP نشان داد که بهترین شبکه برای پیش‌بینی چروکیدگی، شبکه‌ای با توپولوژی ۱-۵-۵-۳ با چرخه آموزش ۸ و با تابع آستانه TANSIG-PURELIN-PURELIN در شبکه FFBP دارای کمترین خطای آموزشی ۰/۰۰۰۵ و بیشترین ضریب تبیین (۰/۹۸) می‌باشد.

جدول ۲- درصد تغییرات چروکیدگی بنه در دما و توان‌های تابش فروسرخ مختلف خشک‌کن و سرعت هوای ۱ متر بر ثانیه

توان تابشی (W)			دمای هوای ورودی (°C)
۱۵۰۰	۱۰۰۰	۵۰۰	
۱۸/۳۹	۱۷/۷۹	۱۷/۳۲	۴۰
۲۰/۰۵	۱۹/۵۸	۱۹	۵۵
۲۲/۸۶	۲۱/۸۹	۲۱/۰۱	۷۰

جدول ۳- درصد تغییرات پارامترهای رنگی بنه در دما و توان‌های مختلف تابش فروسرخ و سرعت هوای ۱ متر بر ثانیه

توان تابشی (W)									دما (°C)
۵۰۰			۱۰۰۰			۱۵۰۰			
R	G	B	R	G	B	R	G	B	
۸/۶۵	۱۱/۱۵	۸/۷۷	۱۱/۶۹	۱۶/۲۳	۱۰/۱۷	۱۶/۵۱	۲۰/۰۷	۱۹/۱۲	۴۰
۱۹/۳۱	۲۴/۲۹	۱۵/۳۶	۲۲/۱۵	۲۷/۳۶	۱۸/۴۹	۲۵/۳۵	۳۱/۴۲	۳۰/۴۲	۵۵
۲۸/۱۳	۳۴/۲۰	۲۹/۵۸	۳۵/۶۰	۴۳/۸۵	۳۴/۶۹	۴۴/۵۶	۵۱/۷۴	۳۹/۷۲	۷۰

نتایج به دست آمده برای تغییر رنگ قرمزی ( $\Delta R$ ) نشان داد که شبکه FFBP با تابع آموزش LM با آرایش ۱-۵-۶-۳ با ۹ چرخه آموزش در تابع محرک TANSIG-PURELIN-TANSIG، مطلوب‌ترین شبکه می‌باشد. ( $R^2 = 0/9831$ ).  
 همچنین برآورد تغییرات رنگ سبزی ( $\Delta G$ ) نشان داد که بهترین شبکه ساختار FFBP با تابع آموزش LM و با آرایش ۱-۵-۶-۳ است که با ۱۱ چرخه آموزشی و تابع محرک TANSIG حاصل می‌شود. ( $MSE = 0/00114$ ).  
 برای تغییرات رنگ آبی ( $\Delta B$ ) نیز بهترین شبکه در ساختار CFBP با تابع آموزش لونیبرگ-مارکوات (LM)، با آرایش ۱-۳-۴-۳، با ۸ چرخه آموزشی و تابع محرک PURELIN-TANSIG-PURELIN بدست آمد ( $MSE = 0/00245$ ,  $R^2 = 0/9806$ ).

جدول ۶ نتایج شبکه در پیش‌بینی نیروی شکست را نشان می‌دهد. قابل ملاحظه است که ساختار FFBP با تابع آموزش تنظیم بیزی (BR) و با آرایش ۱-۵-۵-۳ دارای بیشترین ضریب تبیین (۰/۹۸۱) و کمترین مقدار میانگین مربعات خطا (۰/۰۰۰۲) است و با ۱۱ چرخه آموزش به دست آمد.



جدول ۴- تغییرات نیروی شکست بنه بر حسب نیوتن در دما و توان‌های تابشی مختلف و سرعت هوای ۱ متر بر ثانیه

توان تابشی (W)	دمای هوای ورودی (°C)		
	۱۵۰۰	۱۰۰۰	۵۰۰
۴۰	۹۵/۹۸	۸۸/۷۱	۷۶/۶۶
۵۵	۱۰۵/۰۹	۱۰۳/۶۷	۹۹/۳۴
۷۰	۱۱۴/۵۶	۱۱۲/۸۴	۱۰۸/۶۸

جدول ۵- نتایج آرایش‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی در برآورد تغییرات چروکیدگی برای خشک‌کن فرسرخ- حرارتی

شبکه	توابع آموزش	توابع محرک	آرایش شبکه	MSE	R <sup>2</sup>	چرخه آموزش
FFBP	LM	PURELIN-TANSIG-TANSIG	۳-۳-۴-۱	۰/۰۰۶۸	۰/۹۵۳	۱۶
		TANSIG-PURELIN-PURELIN	۳-۵-۵-۱	۰/۰۰۰۵	۰/۹۸۰	۸
CFBP	BR	TANSIG	۳-۵-۳-۱	۰/۰۰۰۵	۰/۹۷۱	۱۱
		TANSIG-PURELIN-TANSIG	۳-۴-۴-۱	۰/۰۰۶۸	۰/۹۵۶	۱۱

جدول ۶- نتایج آرایش‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی در برآورد نیروی شکست

شبکه	توابع آموزش	توابع محرک	آرایش شبکه	MSE	R <sup>2</sup>	چرخه آموزش
FFBP	LM	PURELIN-PURELIN-TANSIG	۳-۶-۴-۱	۰/۰۰۱۳	۰/۹۷۸	۱۰
		PURELIN-TANSIG-TANSIG	۳-۵-۵-۱	۰/۰۰۰۲	۰/۹۸۱	۱۱
CFBP	BR	TANSIG	۳-۴-۴-۱	۰/۰۰۳۲	۰/۹۷۶	۹

#### ۴- نتیجه‌گیری

شبکه عصبی روشی مناسب برای نگاشت غیر خطی است و چروکیدگی، تغییرات رنگ (RGB) و نیروی شکست را به کمک سه پارامتر ورودی دمای خشک‌کن، سرعت هوای ورودی و توان‌های تابش فرسرخ پیش‌بینی می‌کند. بهترین شبکه عصبی برای آموزش داده‌های چروکیدگی و پیش‌بینی چروکیدگی، شبکه‌ای با توپولوژی ۳-۵-۵-۱ با چرخه آموزش ۸ و با تابع آستانه TANSIG-PURELIN-PURELIN در شبکه FFBP دارای کمترین خطای آموزشی (۰/۰۰۰۵) و بیشترین مقدار ضریب تبیین (۰/۹۸) است. همچنین بهترین شبکه برای پیش‌بینی نیروی شکست در ساختار FFBP با تابع آموزش تنظیم بیزی و با آرایش ۳-۵-۵-۱ دارای بیشترین مقدار ضریب تبیین (۰/۹۸۱) و کمترین میانگین مربعات خطا (۰/۰۰۰۲) است و با ۱۱ چرخه آموزش به دست آمد.



## منابع و مأخذ

1. Amiri-Chayjan, R. & Esna-Ashari, M. 2010. Comparison between artificial neural networks and mathematical models for estimating equilibrium moisture content in raisin. *Agricultural Engineering International: CIGR Journal*. Vol. 12(1), 158-166.
2. Amiri Chayjan, R. & Kaveh, M. 2013. Physical parameters and kinetic modeling of fix and fluid bed drying of terebinth seeds. *Journal of Food Processing and Preservation*. doi:10.1111/jfpp.12092. (in Press)
3. Demuth, H. Beale, M. Hagan, M. 2007. *Neural network toolbox 5*. The MathWorks, Natick, MA, USA.
4. Kashaninejad, M. Mortazavi, A. Safekordi, A. & Tabil, L.G. 2005. Some physical properties of Pistachio (*Pistachio vera L.*) nut and its kernel. *Journal of Food Engineering*. Vol. 72 (1), 30-38.
5. Kaveh, M. & Amiri Chayjan, R. 2014. Predication of some physical and drying properties of terebinth fruit (*Pistacia Atlantica L.*) using artificial neural networks. *ACTA Scientiarum Polonorum Technologia Alimentaria*. Vol. 13(1), 65-78.
6. Mayor, L. & Sereno, A. M. 2004. Modelling shrinkage during convective drying of food materials: a review. *Journal of Food Engineering*. Vol. 61: 373-386.
7. Menlik, T. Özdemir, M. B. & Kirmaci, V. 2010. Determination of freeze-drying behaviors of apples by artificial neural network. *Expert Systems with Applications*. Vol. 37, 7669-7677.
8. Niamnuy, C. Kerdpi boon, S. & Devahastin. 2012. Artificial neural network modeling of physicochemical changes of shrimp during boiling. *LWT - Food Science and Technology*. Vol. 45, 110-116.
9. Shafafi Zenoozian, M. & Devahastin, S. 2009. Application of wavelet transform coupled with artificial neural network for predicting physicochemical properties of osmotically dehydrated pumpkin. *Journal of Food Engineering*. Vol. 90, 219-227.





## Prediction some physical and mechanical properties of terebinth fruit under infrared-convection dryer using artificial neural networks

### Abstract

The purpose of this study was prediction of physical (shrinkage and color) and mechanical properties (rupture force) of terebinth fruit under infrared-convection dryer drying assist with artificial neural networks (ANNs). Effective factors on physical and mechanical properties were air temperature, air velocity and power as independent variables for artificial neural network modeling. Data necessary for training, evaluating and testing of ANN were conducted using a laboratory infrared-convection dryer were collected. Feed and cascade forward back propagation networks with learning algorithms of Levenberg-Marquardt and the Bayesian regulation the patterns were used to train. The results showed that the best network for prediction of shrinkage was feed forward back propagation with threshold function of TANSIG-PURELIN-TANSIG and 3-5-5-1 topology. This structure was trained at 8 epochs. This optimized network had presented the lowest training mean square error (0.0005) and the highest coefficient of determination (0.98) was obtained. Also the best network for prediction of rupture force was feed forward back propagation with topology of 3-5-5-1.

**Keywords:** Terebinth, Shrinkage, Color change, Rupture force, Artificial neural networks.