



تخمین ویژگی‌های بیوشیمیایی پرتقال خونی رقم مورو با بکارگیری فن‌آوری ماشین‌بینایی و شبکه‌های

عصبی مصنوعی

مهدیه بشکار^۱، مجید دولتی^{۲*}، حسین میغانی^۳، ایمان گلپور^۴

- ۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه جیرفت، جیرفت، ایران.
 ۲- استادیار، گروه علوم و مهندسی صنایع غذایی، دانشکده فنی و منابع طبیعی تویسرکان، دانشگاه بوعلی سینا، همدان، ایران.
 ۳- استادیار، گروه مهندسی باغبانی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه جیرفت، جیرفت، ایران.
 ۴- دانش آموخته دکتری، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران.

چکیده

اطلاعات مقاله

تاریخ های مقاله :

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۱۰/۱۷

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۱/۲۹

کلمات کلیدی:

پرتقال خونی،
 ویژگی‌های بافتی و رنگی،
 خواص بیوشیمیایی،
 پردازش تصویر،
 شبکه‌های عصبی مصنوعی.

امروزه، مرکبات به ویژه پرتقال نقش به‌سزایی در رژیم غذایی انسان‌ها دارد و ارزیابی ویژگی‌های کیفی آن از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. هدف از این پژوهش، بررسی و پیش‌بینی ویژگی‌های بیوشیمیایی پرتقال خونی با استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویر و شبکه‌های عصبی مصنوعی است. در این آزمایش، ابتدا میزان ویتامین ث، محتوای قندی و مقدار pH با استفاده از روش‌های آزمایشگاهی مختلف به دست آمد. سپس با کمک تکنیک پردازش تصویر تعداد ۱۰۸ ویژگی بافتی و ۵۷ ویژگی رنگی از تصاویر اخذ شده از نمونه‌های پرتقال در فضاها رنگی RGB، CIElab، HSV و HSI استخراج شد و با بهره‌گیری از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی، ویژگی‌های بیوشیمیایی تخمین زده شدند. جهت ارزیابی پارامترها و انتخاب بیشترین دقت پیش‌بینی، از یک شبکه عصبی پیشخور با الگوریتم یادگیری لورنبرگ-مارکوارت با تعداد نرون‌ها و توابع انتقال متفاوت در لایه‌های پنهان و خروجی استفاده شد. در نهایت، با بکارگیری بهترین نوع شبکه عصبی و با استفاده از ۱۶۵ ویژگی بافتی-رنگی، میزان ویتامین ث، محتوای قندی و pH، به ترتیب با ضرایب همبستگی ۰/۹۵۰، ۰/۹۶۸ و ۰/۸۸۴ تخمین زده شدند. بنابراین، با در نظر گرفتن ضریب همبستگی مناسب، می‌توان گفت فن‌آوری ماشین‌بینایی و پردازش تصویر قادر است با دقت خوبی ویژگی‌های بیوشیمیایی پرتقال خونی را تخمین بزند.

DOI: 10.22034/FSCT.19.125.157

DOR: 20.1001.1.20088787.1401.19.125.14.3

* مسئول مکاتبات:

m.dowlati@basu.ac.ir

۱- مقدمه

پرتقال، یکی از مهم‌ترین و قدیمی‌ترین محصولات باغی است که تولید آن در کشور ایران سابقه تاریخی و طولانی دارد و بعد از سیب از نظر میزان مصرف جهانی در رتبه دوم قرار دارد [۱]. برزیل و ایالات متحده، بزرگترین تولیدکننده‌های پرتقال هستند و ایران در بین کشورهای تولیدکننده جهان، رتبه سیزدهم را به خود اختصاص داده است [۲]. در بین استان‌های کشور، بیشترین تولید پرتقال با حدود ۶۱٪ از کل تولید این محصول مربوط به استان مازندران است و جنوب استان کرمان، استان‌های فارس و گیلان در رتبه‌های بعدی قرار دارند [۳]. لازم به ذکر است پرتقال‌های خونی^۱ دارای رنگدانه‌های صورتی و قرمز آنتوسیانین هستند که اخیراً در بازار مصرف فراوانی دارد. pH، محتوای قندی و ویتامین ث از ویژگی‌های کیفی مرکبات هستند که تغییر در این ویژگی‌ها، تأثیر بسزایی در بازاریابی آن‌ها دارد [۴].

سیستم ماشین‌بینایی، تکنولوژی امیدبخشی برای تشخیص سریع ارقام و ویژگی‌های کیفی محصولات کشاورزی است که این سیستم به صورت آبی به بازرسی محصولات کشاورزی می‌پردازد [۵]. این سیستم، یکی از شاخه‌های مدرن و پرتنوع هوش مصنوعی است که با ترکیب روش‌های مربوط به پردازش تصویر و ابزارهای یادگیری ماشینی، رایانه‌ها را به بینایی اشیاء و درک هوشمند خصوصیات گوناگون آن‌ها توانا می‌گرداند [۶]. از سوی دیگر، در تکنولوژی ماشین‌بینایی با استفاده از روش پردازش تصویر، می‌توان به اطلاعات مربوط به پارامترهای داخلی پی برد [۷]. از فواید استفاده از روش ماشین‌بینایی می‌توان به زمان کوتاه پردازش، سریع و دقیق بودن و همچنین عدم نیاز به استفاده از مواد شیمیایی اشاره نمود [۸]. هوش مصنوعی در کنار فناوری ماشین‌بینایی، از جمله تکنیک‌های قدرتمند و کاربردی در شناسایی بسیاری از ویژگی‌های مکانیکی، شیمیایی و فیزیکی محصولات کشاورزی به شمار می‌روند. شبکه‌های عصبی مصنوعی الگویی برای پردازش اطلاعات می‌باشند که با تقلید از شبکه‌های عصبی بیولوژیکی مثل مغز انسان ساخته شده‌اند. که از این روش می‌توان برای پیش‌بینی پارامترهای خروجی هرگونه آزمایش و ارزیابی استفاده نمود [۹]. تحلیل عاملی^۲ (FA) روش‌های

آماري هستند که غالباً برای بررسی گروهی از متغیرهای همبسته مرتبط با یک یا چند حوزه به کار می‌روند. مهم‌ترین کاربردهای آن را می‌توان در تجزیه و تحلیل نماگرهای چندگانه، اندازه‌گیری و شناخت ساختارهای پیچیده، شاخص-سازی و کاهش داده‌ها یافت. عمده‌ترین هدف استفاده از تحلیل عاملی، کاهش حجم داده‌ها و تعیین مهم‌ترین متغیرهای مؤثر در شکل‌گیری پدیده‌ها می‌باشد [۱۰]. السیف و همکاران (۲۰۲۱) به شناسایی ارقام هلو بر اساس خواص فیزیکی آن پرداختند و به این نتیجه رسیدند که شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند با دقت پیش‌بینی ۱۰۰ درصد برای تشخیص ارقام هلو مورد استفاده قرار گیرد [۱۱]. تشخیص و طبقه‌بندی کیفیت سیب بوسیله شبکه عصبی مصنوعی و پردازش تصویر انجام پذیرفت. نتایج این تحقیق نشان داد که میانگین دقت طبقه‌بندی مدل ارزیابی شده ۹۵/۳۳ درصد است [۱۲].

در تحقیقی که از سیستم ماشین‌بینایی و شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تعیین محتوای قندی و pH پرتقال^۳ "ایکن" استفاده شد، مدل‌های مختلفی برای پیش‌بینی محتوای قندی و pH میوه از روی ویژگی‌های ظاهری مانند رنگ، اندازه و ویژگی‌های بافتی ارائه شد و دقت پیش‌بینی سیستم برای محتوای قندی و pH به ترتیب ۰/۸۴ و ۰/۸۳ حاصل شد [۱۳]. مندوزا و اگیلرا^۴ (۲۰۰۴) از سیستم بینایی کامپیوتر برای طبقه‌بندی مراحل رسیدن موز بر اساس رنگ، گسترش لکه‌های قهوه‌ای و اطلاعات بافتی تصویر استفاده کرده و دقت ۹۸ درصد را گزارش کردند [۱۴]. در پژوهشی دیگر دو رقم سیب را با استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویر و شبکه عصبی مدل پس‌انتشار بر اساس کیفیت سطح سیب، به دو گروه آسیب دیده و سالم، با دقت ۹۰ درصد طبقه‌بندی کردند [۱۵]. همچنین ارتباط بین زبری سطح پوست پرتقال و ضخامت آن با کمک سیستم ماشین‌بینایی و شبکه‌های عصبی مصنوعی بررسی شد که دقت بسیار خوبی ($R^2=0.994$) برای رابطه بین دو فاکتور مورد نظر گزارش شد [۱۶]. همچنین، با ترکیب تکنیک ماشین‌بینایی و هوش مصنوعی مزه پرتقال تامسون با استفاده از دو روش فازی-عصبی و عصبی-ژنتیک مورد بررسی قرار گرفت و نتایج حاصل با روش آزمون پانل مقایسه شد و دقت ماشین‌بینایی در روش فازی-عصبی و عصبی-ژنتیک به ترتیب دارای ۹۶/۶۷ و ۹۰ درصد بدست آمد [۴]. مسعودی و

3. Iyokan
4. Mendoza and Aguilera

1. Blood Orange
2. Factor analysis

تشخیص برخی ویژگی‌های بیوشیمیایی پرتقال خونی از جمله میزان ویتامین ث، محتوای قندی و pH است.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- جمع‌آوری و آماده‌سازی نمونه‌ها

برای انجام آزمایش‌ها، ۵۰ عدد میوه پرتقال خونی رقم مورو با شکل و اندازه‌های مختلف در مرحله بلوغ کامل از باغات مرکبات شهرستان جیرفت تهیه شد.

۲-۲- روش کلی پیشنهادی برای تخمین

ویژگی‌های بیوشیمیایی

این بخش شامل تهیه تصاویر، پیش‌پردازش تصویر و استخراج ویژگی‌ها می‌باشد که در ادامه به شرح آن‌ها پرداخته خواهد شد (شکل ۱):

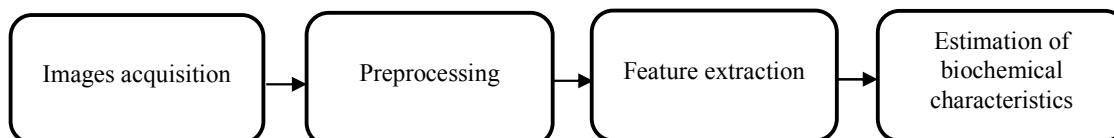


Fig 1 Flowchart of the proposed algorithm for estimating biochemical properties

به رایانه متصل گردید تا از طریق رایانه کنترل گردد. در هنگام تصویربرداری، پس از قرار دادن نمونه در داخل محفظه، درب محفظه کاملاً بسته می‌شد و تصویربرداری، بزرگنمایی لنز دوربین و سایر تنظیمات از طریق رایانه صورت می‌گرفت و هیچ‌گونه عوامل محیطی مانند تغییرات نور محیط روی تصاویر تهیه شده تأثیر نداشت. تصویربرداری و تمامی تنظیمات لازم توسط نرم افزار ZoomBrowser 6.5.1 EX انجام شد و تصاویر در فایل‌های مشخص برای پردازش بعدی ذخیره گردید. منبع ایجاد نور شامل دو عدد لامپ فلورسنت مونوکروم (مهتابی سفید) با توان ۲۰ وات بود که در زیر محفظه‌ی تصویربرداری تعبیه شده تا بهترین تصاویر با کمترین نویز آماده شود. برای جلوگیری از تابش مستقیم نور دو عدد صفحه PVC سفید رنگ به موازات هر یک از لامپ‌ها نصب شد. از طرفی، به منظور بازتاب نور به‌طور یکنواخت و کاملاً متقارن به نمونه، از یک صفحه قوسی از جنس PVC در بالای لامپ‌ها استفاده شد و بدین ترتیب هر گونه تابش مستقیم نور به نمونه حذف شد [۶]. نمای از سیستم نورپردازی و تنظیم ارتفاع دوربین در شکل ۲ آورده شده است.

۲-۱-۲- اکتساب و ذخیره‌سازی تصاویر

برای تهیه تصاویر از نمونه‌ها، از چیدمان تصویربرداری موجود در کارگاه طراحی و تحقیق گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم دانشگاه جیرفت استفاده شد (شکل ۲). این چیدمان از سامانه تصویربرداری شامل دوربین دیجیتال، محفظه نورپردازی، مجموعه رایانه و متعلقات آن، نرم‌افزار تصویربرداری خودکار و سایر نرم‌افزارهای پردازش تصویر و قسمت قرارگیری نمونه‌ها تشکیل شده است. دوربین مربوطه از نوع Canon EOS kiss x4 دیجیتالی با وضوح ۱۸ مگاپیکسل با قابلیت تصویربرداری از راه دور، با حسگر از نوع CMOS¹ و ساخت ژاپن بود. دوربین در بالای محفظه تصویربرداری به صورتی نصب گردیده که فاصله‌ی عمودی آن از نمونه به راحتی قابل تنظیم باشد. علاوه بر آن به منظور تنظیم دقیق‌تر دوربین نسبت به نمونه، پایه اتصال دوربین به گونه‌ای طراحی شده است که دارای حرکت عمودی و دورانی قابل تنظیم باشد. فاصله‌ی عمودی بین لنز و سطح نمونه حدود ۳۰ سانتی‌متر انتخاب شد که بهترین فاصله برای تصویربرداری در فضای بسته می‌باشد، همچنین دوربین توسط کابل مخصوص

1. Complementary metal oxide semiconductor

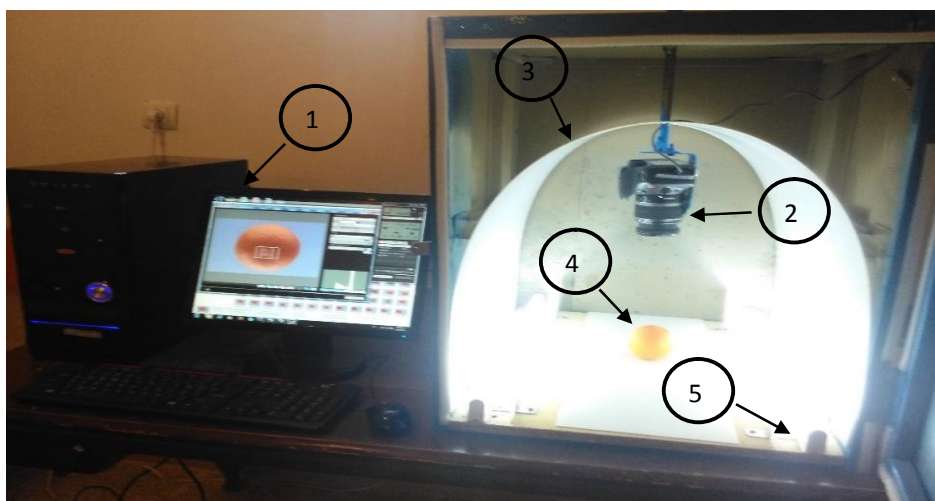


Fig 2 Imaging Set-up: 1- Computer 2- Camera 3- Arched Sheet 4- Sample 5- Monochrome fluorescent lamp (white moonlight)

ماتریس سه لایه‌ای با لایه‌هایی برای رنگ قرمز (R)، سبز (G) و آبی (B) است. هر لایه خود شبکه‌ای $m \times n$ از عنصرهایی به نام پیکسل می‌باشد به طوری که m و n تعداد پیکسل‌های تشکیل‌دهنده طول و عرض تصویر می‌باشد. بنابراین، هر پیکسل در بردارنده اطلاعاتی از مقادیر رنگ‌های قرمز، سبز و آبی به همراه مختصات مکانی آن نقطه می‌باشد. مرحله پیش‌پردازش شامل عملیاتی مانند بخش‌بندی تصاویر همچون انتقال تصاویر از فضای رنگی به فضای خاکستری و تبدیل تصاویر بین فضاها رنگی است. در ابتدا، تصاویر رنگی RGB تهیه شده به تصاویر باینری تبدیل و ذخیره شد و در نهایت تصاویر رنگی گرفته شده پس از حذف نویز و پس-زمینه، به فضاها رنگی HSI، HSV، و $L^*a^*b^*$ مستقل از دستگاه منتقل شدند (شکل ۳).

با این حال، در این تحقیق با انجام کار عملی بر روی انواع تصاویر گرفته شده، ضمن پیدا کردن بهترین وضعیت استقرار سامانه نورپردازی و موضوع نسبت به همدیگر در هر یک از انواع منابع نورپردازی، بهترین منبع نوردهی انتخاب شد. در نهایت، تعداد ۱۰۰۰ تصویر با اندازه 3456×2304 از ۵۰ عدد پرتقال خونی در حالت کامل، به عبارتی ۲۰ تصویر از هر نمونه گرفته شد.

۲-۲-۲- پیش‌پردازش

در این پژوهش، هدف از پردازش تصویر، به کارگیری آن در الگوریتم ماشین‌بینایی است به طوری که پس از انتقال تصاویر ذخیره شده به رایانه و فراخوانی تصاویر رنگی RGB، تصاویر در روند پردازش در نرم افزار متلب (Matlab) قرار گرفتند تا عملیات پیش‌پردازش صورت گیرد. به طوری که هر تصویر،



Fig 3 Image preprocessing steps

پس از اکتساب تصویر و استخراج مولفه‌های رنگی R، G و B، مولفه شدت از میانگین مقادیر این سه مؤلفه محاسبه شد. در نهایت، تصاویر رنگی RGB به وسیله تعیین توزیع رنگی از طریق تصاویر، تغییر در رنگ با توجه به میانگین و تفاوت بین بیشترین و کم‌ترین مقادیر رنگی مشخص شدند. این مشخصه به وسیله محاسبه میانگین، واریانس، محدوده تغییرات

۲-۲-۳- استخراج ویژگی‌ها

هدف از استخراج ویژگی‌ها، کاهش داده‌های تصویر به وسیله ویژگی‌های مطمئن یا خواصی از هر ناحیه بخش‌بندی شده مثل رنگ، بافت یا شکل در تصویر است.

۲-۳-۱- استخراج ویژگی‌های رنگی

ویژگی‌های $(L^*a^*b^*)$ از تصاویر اصلی RGB به صورت مستقیم با استفاده از برنامه‌نویسی در فضای نرم‌افزار متلب ۲۰۱۴ استخراج شد و همچنین از ویژگی‌های رنگی RGB، مقادیر r ، g و b نرمال طبق روابط (۱۱) تا (۱۳) در اکسل محاسبه گردید.

$$r = \frac{R}{R+G+B} \quad \text{رابطه (۱۱)}$$

$$g = \frac{G}{R+G+B} \quad \text{رابطه (۱۲)}$$

$$b = \frac{B}{R+G+B} \quad \text{رابطه (۱۳)}$$

تبدیل RGB به $L^*a^*b^*$ در دو گام با استفاده از دستورالعمل‌های `applycform` و `makecform` انجام شده است [۲۰].

اولین گام تبدیل RGB به XYZ است:

$$\begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} & M_{13} \\ M_{21} & M_{22} & M_{23} \\ M_{31} & M_{32} & M_{33} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} \quad \text{رابطه (۱۴)}$$

و قدم بعدی، تبدیل XYZ به $L^*a^*b^*$ است:

$$(L^*, a^*, b^*) = f(\theta, R, G, B), \text{ or } \begin{bmatrix} L^* \\ a^* \\ b^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_l(\theta, R, G, B) \\ f_a(\theta, R, G, B) \\ f_b(\theta, R, G, B) \end{bmatrix}$$

$$L^* = \begin{cases} 116 \left(\frac{Y}{Y_n} \right)^{\frac{1}{3}} - 16 \\ 903.3 \left(\frac{Y}{Y_n} \right) \end{cases} \quad \text{If} \quad \text{رابطه (۱۶)}$$

$$\left(\frac{Y}{Y_n} \right) > 0.008856 \quad \text{رابطه (۱۷)}$$

$$a^* = 500 \left[\left(\frac{X}{X_n} \right)^{\frac{1}{3}} - \left(\frac{Y}{Y_n} \right)^{\frac{1}{3}} \right]$$

$$b^* = 200 \left[\left(\frac{Y}{Y_n} \right)^{\frac{1}{3}} - \left(\frac{Z}{Z_n} \right)^{\frac{1}{3}} \right] \quad \text{رابطه (۱۸)}$$

که X_n و Y_n و Z_n مربوط به نقاط مرجع سیاه و M_{ij} عناصر تبدیل خطی ماتریس M بین فضای رنگی RGB و XYZ هستند. با توجه به رابطه بالا، L^* که همان روشنایی

و انحراف معیار برای تصاویر رنگی داده شده، به دست آمدند. برای محاسبه میانگین، واریانس، محدوده تغییرات و انحراف معیار از تصاویر نمونه‌ها از رابطه‌های (۱) تا (۴) استفاده شد [۱۸].

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{y=1}^N P_{xy} \quad \text{رابطه (۱)}$$

$$\text{Variance} = \left(\frac{1}{N} \sum_{y=1}^N (P_{xy} - \mu_x)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad \text{رابطه (۲)}$$

$$\text{Range} = \text{Max}(P(x,y)) - \text{min}(P(x,y)) \quad \text{رابطه (۳)}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad \text{رابطه (۴)}$$

همچنین در طی آنالیز تصاویر، از فضای رنگی RGB HSI [۱۹] HSV [۱۸] استفاده شد. فضای رنگی HSI از سه مولفه اصل رنگ، اشباع و شدت تشکیل شده است. مولفه شدت از میانگین مقادیر هر سه مولفه R ، G و B محاسبه می‌شود. مقادیر ترکیب‌های رنگی RGB در محدوده (۰ و ۱) هستند و مولفه‌های اصل رنگ و اشباع نیز از تبدیل هندسی بین مولفه‌های رنگ با استفاده از روابط (۵) تا (۱۰) محاسبه شدند.

$$\frac{[(R-G) + (R-B)] / 2}{\left[(R-G)^2 + (R-B)(G-B) \right]^{1/2}} \quad \text{رابطه (۵)}$$

$$1 - \frac{3}{(R+G+B)} [\min(R, G, B)] \quad \text{رابطه (۶)}$$

$$I = \frac{1}{3} (R + G + B) \quad \text{رابطه (۷)}$$

$$V = \max(R, G, B) \quad \text{رابطه (۸)}$$

$$S_{\text{hsv}} = V - \min(G, B) / V \quad \text{رابطه (۹)}$$

$$H_{\text{hsv}} = (G-B) / 6S, \quad \text{if } V=R$$

$$H_{\text{hsv}} = 1/3 + (B-R) / 6S, \quad \text{if } V=G \quad \text{رابطه (۱۰)}$$

$$H_{\text{hsv}} = 2/3 + (R-G) / 6S, \quad \text{if } V=B$$

به منظور بررسی همبستگی بین نتایج نهایی (خصوصیات استخراج شده از تصاویر پرتقال خونی) حاصل از روش ماشین‌بینایی با خصوصیات بیوشیمیایی پرتقال خونی، از یکسری آزمایش‌های مخرب استفاده شد.

۴-۲-۱- اندازه‌گیری pH

ابتدا آب پرتقال با دستگاه آمیوه‌گیر دستی گرفته شد و پس از صاف کردن با کاغذ صافی مقدار pH با استفاده از دستگاه pH متر (pH-Meter 766 Calmatic)، دو مرتبه اندازه‌گیری و قرائت شد و مقدار نهایی از میانگین داده‌ها به دست آمد [۲۲].

۴-۲-۲- اندازه‌گیری ویتامین ث

ویتامین ث، با استفاده از روش تیتراسیون با یدورپتاسیم تعیین شد. برای تهیه محلول ید و یدورپتاسیم، میزان ۱/۲۷ گرم کریستال سدیم و ۱۶ گرم یدورپتاسیم پس از انحلال در متانول توسط آب مقطر به حجم یک لیتر رسانده شد. سپس پنج میلی‌لیتر آب میوه صاف شده را برداشته و به ۲۰ میلی‌لیتر نشاسته یک درصد اضافه کرده و سپس با محلول ید و یدورپتاسیم تهیه شده تیتراژ گردید. در نهایت، ظهور رنگ آبی با دوام، پایان دوره تیتراسیون است و سپس مقدار ویتامین ث، با استفاده از رابطه (۱۹) محاسبه شد [۲۲].

رابطه (۱۹)

= میلی‌گرم ویتامین ث در ۱۰۰ گرم نمونه

$$\frac{0.88 \times 100}{25} \times \text{مقدار محلول ید مصرفی}$$

۴-۲-۳- اندازه‌گیری محتوای قندی

محتوای قند نمونه‌ها با استفاده از معرف آنترون و بر اساس روش رو (۱۹۹۵) تعیین گردید [۲۳].

۴-۲-۴-۱- تهیه عصاره

۱۰۰ میکرولیتر عصاره آب میوه در ۲/۵ میلی‌لیتر اتانول ۸۰٪ در دمای ۹۵ درجه سانتی‌گراد به مدت ۶۰ دقیقه داخل بن‌ماری قرار گرفت و کربوهیدرات‌های محلول استخراج شدند و در نهایت رسوب حاصل در ۲/۵ میلی‌لیتر آب مقطر حل گردید.

۴-۲-۴-۲- تهیه معرف

۴/۰ گرم آنترون در ۲۰۰ میلی‌لیتر اسید سولفوریک ۷۲٪ حل شد. محلول فوق به تدریج و به آرامی به ظرف شیشه‌ای حاوی

تصویر است بین صفر که نشانه رنگ سیاه و ۱۰۰ که نشانه رنگ سفید است. *a نیز محدوده عناصر رنگی آن بین سبز و مایل به قرمز است. *b در محدوده رنگی آبی تا زرد تغییر می‌کند که محدوده هر دو بین ۱۲۰- و ۱۲۰+ است. در نهایت، مجموع ۵۷ ویژگی رنگی از فضاهای رنگی با برنامه‌نویسی در نرم افزار متلب استخراج گردید.

۴-۲-۳-۲- استخراج ویژگی‌های بافت

از آنجایی که پرتقال غالباً از لحاظ رنگ تقریباً یکسان بوده و اختلاف زیادی ندارند، بنابراین نیاز بود که در انجام این تحقیق از ویژگی‌های بافتی برای تشخیص بهتر اطلاعات کیفی شیمیایی آن استفاده شود. به طور کلی، نه ویژگی بافتی از هر مؤلفه رنگ و در چهار زاویه (۰، ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ درجه) محاسبه شدند. با در نظر گرفتن هر سه مؤلفه رنگ، کلیه پارامترهای محاسبه شده ۱۰۸ عدد با برنامه نویسی در نرم افزار متلب حاصل شد. پارامترهای اندازه‌گیری شده (پارامترهای بافتی و رنگی) در ادامه به صورت پارامترهای ورودی در شبکه عصبی مصنوعی استفاده شدند تا بدین وسیله همبستگی‌های موجود بین روش‌های مخرب و غیر مخرب مشخص گردد.

۴-۲-۳- ویژگی‌های ماتریس هم‌رخدادی

فرض کنیم هر تصویر، یک ماتریس با ابعاد N_x ستون و N_y سطر بوده و درایه‌های آن N_g سطح خاکستری متفاوت داشته باشند. با این فرض، اطلاعات بافتی تصویر را می‌توان به وسیله یک ماتریس فراوانی نسبی $P(i,j)$ نشان داد. در این ماتریس مقدار درایه (i,j) ، بیانگر تعداد همسایگی‌های اتفاق افتاده در تصویر بین سطوح خاکستری i و j می‌باشد. بر این اساس، می‌توان ماتریس هم‌رخدادی را در همسایگی‌های متفاوت به دست آورد [۲۱]. بدین ترتیب، ماتریس حاصل یعنی $p(i,j)$ را می‌توان یک تابع چگالی احتمال^۱ (PDF) دو بعدی در نظر گرفت. از ماتریس هم‌رخدادی تصویر، نه ویژگی شامل میانگین، واریانس، محدوده دامنه تغییرات، کنتراست، IDM^2 ، حداکثر احتمال، همبستگی، ASM^3 و آنتروپی استخراج می‌گردد [۵].

۴-۲-۴- آزمایش‌های مخرب

1. Probability Density Function
2. Inverse Difference Moment
3. Angular Second Moment

4. Benmari

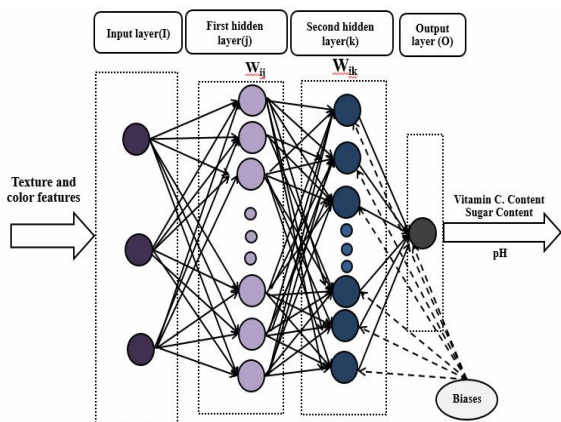


Fig 4 Structure of MLP neural networks

که در آن MSE ، میانگین مربعات خطا در مرحله ارزیابی، S_{ip} خروجی شبکه در نرون i ام و الگوی p ام، T_{ip} خروجی هدف در نرون i ام و الگوی p ام، N تعداد نرون‌های لایه‌ی خروجی و M تعداد الگوهای ارزیابی است. از معیار ضریب تعیین (R^2) نیز برای ارزیابی شبکه طبق (رابطه ۲۱) برای داده‌های پیش‌بینی شده در حین آموزش شبکه استفاده شد. پس از آموزش شبکه، شبکه‌ای که کم‌ترین میانگین مربعات خطا (MSE) و بیشترین مقدار R^2 را داشت، به عنوان بهترین شبکه انتخاب شد.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^M [S_{ip} - T_{ip}]^2}{\sum_{i=1}^M [S_{ip} - T_{ip}]^2} \quad \text{رابطه (۲۱)}$$

برای افزایش دقت و سرعت شبکه‌ی عصبی، داده‌های به دست آمده از نرم‌افزار متلب قبل از ورود به شبکه‌ی عصبی مصنوعی، نخست باید عملیات نرمال‌سازی روی داده‌ها انجام شود که با استفاده از رابطه ۲۲ نرمال‌سازی داده‌ها انجام شد. در این رابطه X_{\min} ، X_{\max} به ترتیب مقادیر بیشینه و کمینه‌ی داده‌ها، X داده‌های آزمایشی و X_n مقدار نرمال شده می‌باشد. B_U و B_L به ترتیب کران بالا و کران پایین و محدوده‌ی نرمال‌سازی [۱-] اعمال شد.

$$X_n = \frac{(X_{\max} B_L - X_{\min} B_U) + X(B_U - B_L)}{(X_{\max} - X_{\min})} \quad \text{رابطه (۲۲)}$$

مقدار خطای متوسط آموزش برای شبکه پس‌انتشار پیشخور به همراه الگوریتم یادگیری LM و چیدمان‌های مختلف بررسی شد. یکی از مشکلاتی که هنگام آموزش شبکه‌ی عصبی ممکن است پیش بیاید، بیش‌آموزش شبکه است. بدین صورت که در هنگام آموزش شبکه، خطا به مقدار قابل قبول می‌رسد ولی

۶۰ میلی‌لیتر آب مقطر و ۱۵ میلی‌لیتر اتانول ۹۵٪ اضافه و ضمن سرد شدن بهم زده شد.

۲-۳-۳- روش اندازه‌گیری مقدار قندهای محلول

مقدار ۲۰۰ میکرولیتر از هر نمونه در یک لوله آزمایش ریخته شد و ۵ میلی‌لیتر معرف آنترون به آن اضافه شد. پس از مخلوط شدن به مدت ۱۷ دقیقه در بن ماری ۹۰ درجه سانتی‌گراد قرار گرفت (بعد از حرارت دادن محلول بنفش رنگ به دست آمد). پس از سرد شدن جذب نمونه‌ها به وسیله اسپکتروفتومتر (UV/VIS Spectrometer T80⁺) در طول موج ۶۲۵ نانومتر خوانده شد. بنابراین برای محاسبه مقدار قند از منحنی استاندارد گلوکز استفاده شد [۲۳].

۲-۵- شبکه‌های عصبی مصنوعی

در این بخش تحقیق، برای طراحی و ارزیابی شبکه‌های مختلف از جعبه ابزار شبکه عصبی^۱ از نرم افزار MATLAB (نسخه ۲۰۱۴) استفاده شد به طوری که به منظور پردازش داده‌های گوناگون، از شبکه عصبی پس‌انتشار پیشخور^۲

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{p=1}^M \sum_{i=1}^N (S_{ip} - T_{ip})^2 \quad \text{رابطه (۲۰)}$$

(FFBP) با یک لایه پنهان و توابع انتقال مختلف با تعداد نرون‌های متفاوت استفاده گردید. در این شبکه، از الگوریتم آموزش لونیبرگ-مارکواریت^۳ (LM) برای به هنگام‌سازی وزن‌های شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار گرفت. این الگوریتم، آموزش شبکه را بسیار سریع انجام داده و سطح خطای موجود را به حداقل می‌رساند. ساختار عمومی شبکه‌های عصبی چندلایه در شکل (۴) نشان داده شده است با توجه به ساختار شبکه، ویژگی‌های رنگی و بافتی به عنوان ورودی شبکه در نظر گرفته شد و هر یک از فاکتورهای بیوشیمیایی محتوای قندی، ویتامین ث و pH به عنوان خروجی شبکه به صورت جداگانه در نظر گرفته شد.

برای یافتن شبکه‌ای با چیدمان مناسب به کمک الگوریتم‌های آموزشی، از معیار میانگین مربعات خطا^۴ (MSE) استفاده شد که هدف آن کمینه‌شدن خطای مذکور است و با رابطه ی ۲۰ تعریف می‌شود [۲۴].

1. Neural Network Toolbox
2. Feed forward back propagation
3. Levenberg-Marquardt
4. Mean squared error

با استفاده از روش تحلیل عاملی به کمک نرم افزار SPSS به حذف ویژگی‌های بی‌تأثیر یا کم‌تأثیر و انتخاب خواص مؤثرتر پرداخته شد و میانگین دقت تخمین با استفاده از ۲۰ ویژگی انتخاب شده به دست آمد [۱۰].

۳- نتایج بحث

۳-۱- آزمایش‌های مخرب

نتایج به دست آمده از آزمایش‌های مخرب برای تعیین مقادیر محتوی قندی، ویتامین ث و pH از ۵۰ عدد پرتقال خونی در جدول ۱ گزارش شده است.

هنگام ارزیابی، خطای شبکه به مراتب از خطاهای داده‌های آموزشی بیشتر می‌باشد [۲۵]. برای جلوگیری از بیش‌آموزی دو راه وجود دارد: الف- توقف سریع آموزش ب- انتخاب کم‌ترین تعداد نرون در لایه پنهان [۲۶]. در این تحقیق از روش دوم استفاده شد. بدین صورت که بطور تصادفی ۷۰ درصد از کل داده‌ها برای آموزش شبکه و ۳۰ درصد برای تست شبکه‌های آموزش دیده استفاده شد. [۲۷]. در حین آموزش شبکه، زمانی که خطای بین داده‌های آموزش و ارزیابی روند افزایشی پیدا می‌کرد، فرآیند آموزش شبکه متوقف می‌شد.

۲-۶- کاهش ویژگی با روش تحلیل عاملی

Table 1- Results of destructive experiments

Row	pH	Vitamin C (mg/100 g)	Sugar Content (g/l)	Row	pH	Vitamin C (mg/100 g)	Sugar Content (g/l)
1	4.96	88	56.16	26	4.58	35.904	84.98
2	4.69	49.28	101.07	27	4.74	95.04	61.43
3	4.58	42.24	82.48	28	4.57	69.696	73.42
4	4.65	66.88	69.11	29	4.52	35.2	69.78
5	4.57	42.24	85.76	30	4.61	52.8	77.58
6	4.55	52.8	58.17	31	4.55	35.2	74.57
7	4.54	59.84	49.12	32	4.43	52.8	83.31
8	4.61	38.72	61.93	33	4.45	33.44	112.96
9	4.52	63.36	91.32	34	4.54	35.2	78.06
10	4.58	49.28	72.74	35	4.63	42.24	91.01
11	4.6	42.24	60.86	36	4.92	66.88	89.67
12	4.59	52.096	53.47	37	4.69	38.72	85.2
13	4.6	114.4	90.97	38	4.52	42.24	87.31
14	4.57	52.096	63.56	39	4.71	59.84	79.08
15	4.43	51.04	76.28	40	4.44	35.2	95.15
16	4.42	49.28	103.18	41	4.63	35.2	96.92
17	4.58	78.0324	70.59	42	4.58	45.76	75.85
18	4.56	84.48	59.1	43	4.56	31.68	75.83
19	4.49	35.2	67.76	44	4.62	56.32	95.49
20	4.47	63.36	68.39	45	4.67	52.8	115.14
21	4.7	42.24	102.39	46	4.64	35.2	115.14
22	4.74	45.76	58.54	47	4.77	73.92	90.4
23	4.82	66.88	105.82	48	4.64	49.28	92.75
24	4.6	35.2	85.06	49	4.77	45.76	107.68
25	4.59	38.72	75.33	50	4.95	63.36	104.01

برای تصویر نبودند، از تصویر حذف شدند. پس از دریافت تصاویر باینری بدون نویز، با حاصل ضرب درایه‌های متناظر باینری در هر سه سطح خاکستری تصاویر رنگی (R, G, B) و جمع مجدد آن‌ها برای تشکیل تصویر جدید، در نهایت تصاویر نهایی رنگی‌ای حاصل شد که تمام پیکسل‌های پس‌زمینه دارای مقدار صفر بود (شکل ۵-ج) و با استفاده از این تصاویر به محاسبه ویژگی‌ها در فضاها رنگی (HSI, HSV و $L^*a^*b^*$) و همچنین ویژگی‌های بافتی پرداخته شد.

۳-۲- پردازش تصاویر

پس از اکتساب و فراخوانی تصاویر رنگی RGB (شکل ۵-الف)، تبدیل این تصاویر به تصاویر باینری به روش آستانه‌گیری با حد آستانه ۰/۵ (مقدار پیش فرض نرم افزار متلب) برای تصاویر پرتقال صورت پذیرفت (شکل ۵-ب). سپس عملیات حذف نویز برای نقاطی که نور را منعکس و دقت کار را کم می‌نمودند انجام شد و تمامی اجزای شکل که مساحت آن‌ها کمتر از حد خاص بودند به طوری که مورد نیاز

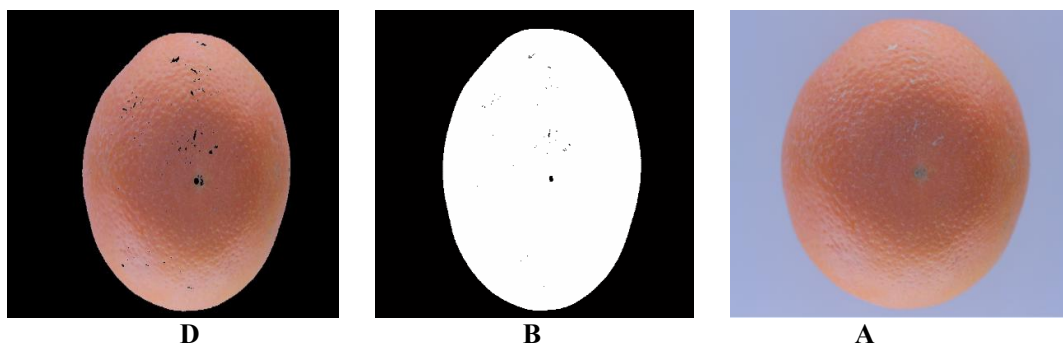


Fig 5 From right to left: Original color image, Binary image and Background elimination

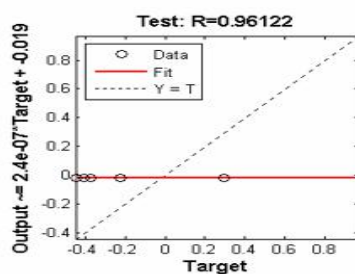
۳-۳- تخمین pH با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

بر اساس نتایج به دست آمده شبکه با یک لایه پنهان با تعداد نرون‌های متفاوت بهترین ساختار در تابع یادگیری لونیبرگ-مارکوورت و چیدمان ۱-۳۰-۱۶۵ با تعداد چرخه آموزش ۳ و تابع انتقال لگاریتم سیگموئید در لایه پنهان و تابع انتقال خطی در لایه خروجی بهترین ساختار در پیش‌بینی مقدار pH در پرتقال خونی با مقدار ضریب همبستگی ۰/۸۸۴ تشخیص داده شد (جدول ۱). پس از ارزیابی و کاهش داده‌ها با کمک روش تحلیل عاملی، از ۱۶۵ ویژگی استخراج شده تصاویر رنگی و بافتی، در نهایت تعداد ۲۰ ویژگی (ترکیب بافت و رنگ) برای تخمین مقدار pH انتخاب شد و به عنوان ورودی به شبکه

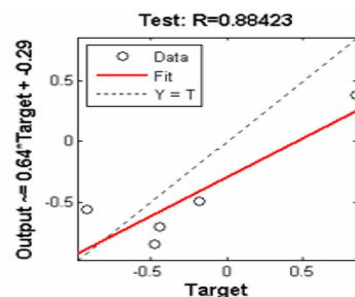
عصبی داده شد. با توجه به اینکه انواع مختلفی از توابع انتقال که برای لایه پنهان در نظر گرفته شد، بهترین نوع شبکه با استفاده از تابع لگاریتم سیگموئید در لایه پنهان و خروجی با چیدمان ۱-۷-۲۰ و تعداد چرخه آموزش ۷۳ با بهترین ساختار در تابع یادگیری لونیبرگ-مارکوورت با بیشترین ضریب همبستگی ۰/۹۶۱ مقدار pH در پرتقال خونی رقم مورو تشخیص داده شد (جدول ۲). نمودارهای ضریب همبستگی مقدار واقعی pH و مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی در داده‌های تست در شکل (۶) نشان داده شده است که طبق نتایج حاصله، مقدار ضریب همبستگی برای پیش‌بینی مقدار pH با مقادیر میانگین مربعات به ترتیب ۰/۰۵۱۹۱۹ و ۰/۵۵۳۹۸ با استفاده از ۱۶۵ ویژگی و ۲۰ ویژگی برای داده‌های تست به ترتیب ۰/۸۸۴ و ۰/۹۶۱ به دست آمد.

Table 2 Alteration of the transfer function in the output and hidden layers of the back propagation neural network and its effect on the accuracy of pH estimation using 165 and 20 color-textural features

Test R ²	Training R ²	MSE	Number of training epoch	Topology	Transfer functions (Hidden layer - output layer)
0.727	0.999	9.32e ⁻⁶	13	165-25-1	Tangent Sigmoid - Tangent Sigmoid
0.884	0.987	0.051919	3	165-30-1	Log Sigmoid-Linear
0.961	0.787	0.55398	73	20-7-1	Log Sigmoid - Log Sigmoid
0.879	0.954	0.00793	13	20-16-1	Tangent Sigmoid - Linear



B



A

Fig 6 Regression diagram of predicted and actual pH values, a) using 165 Features and b) using 20 Features

۳-۴- تخمین ویتامین ث با استفاده از شبکه

عصبی مصنوعی

میانگین دقت تخمین ویژگی ویتامین ث پرتقال خونی با استفاده از ترکیب ویژگی‌های بافت و رنگ در جدول ۳ نشان داده شده است. پس از ارزیابی شبکه با یک لایه پنهان، شبکه با ۳۰ نرون در لایه پنهان (چیدمان ۱-۳۰-۱۶۵) با تابع انتقال لگاریتم سیگموئید در لایه پنهان و خطی در لایه خروجی و با تعداد چرخه آموزش ۱ به عنوان مطلوب‌ترین شبکه با ضریب همبستگی ۰/۹۵۰ در تخمین مقدار ویتامین ث در پرتقال خونی رقم مور انتخاب شد (جدول ۳).

این نمودارها و بطورکلی نتایج بدست آمده نشان دادند که شبکه عصبی مصنوعی، با استفاده از ۲۰ ویژگی بافت و رنگ به عنوان ورودی شبکه، عملکرد بهتری در تخمین مقدار pH داشت. پژوهشی از سیستم ماشین‌بینایی و شبکه‌های عصبی مصنوعی با استفاده از ویژگی‌های ظاهری مانند رنگ، اندازه و ویژگی‌های بافتی برای پیش‌بینی pH پرتقال "ایکن" استفاده شد که نتایج به دست آمده نشان داد دقت حاصل شده برای مقدار pH ۰/۸۳ است که دقت پایین تری نسبت به پژوهش حاضر بدست آمده است [۱۳].

Table 3 Alteration of the transfer function in the output and hidden layers of the back propagation neural network and its effect on the accuracy of vitamin C content estimation using 165 and 20 color-textural features

Test R ²	Training R ²	MSE	Number of training epoch	Topology	Transfer functions (Hidden layer - output layer)
0.950	0.684	0.022511	1	165-30-1	Log Sigmoid-Linear
0.649	0.699	2.34e ⁻¹⁹	5	165-28-1	Tangent Sigmoid – Linear
0.534	0.681	0.131	15	165-22-1	Tangent Sigmoid - Log Sigmoid
0.668	0.686	0.18955	1	20-14-1	Linear-Linear
0.574	0.547	0.152	15	20-36-1	Log Sigmoid - Log Sigmoid
0.450	0.999	2.17e ⁻²²	6	20-18-1	Tangent Sigmoid – Linear

(جدول ۳). با توجه به نمودارهای رگرسیونی مقدار واقعی ویتامین ث و مقادیر تخمین زده شده توسط شبکه عصبی در شکل (۷) نشان داده شده است که مقادیر ضریب همبستگی ویتامین ث با استفاده از ۱۶۵ و ۲۰ ویژگی به عنوان ورودی شبکه عصبی برای داده‌های تست به ترتیب ۰/۹۵۰ و ۰/۶۶۸ و میانگین مربعات خطای ۰/۰۲۲۵۱۱ و ۰/۱۸۹۵۵ به دست آمد.

بر اساس نتایج ارزیابی شبکه با استفاده از ۲۰ ویژگی انتخاب شده با تعداد نرون‌ها و لایه‌های انتقال مختلف در لایه‌های خروجی و پنهان، شبکه با تابع انتقال خطی در لایه خروجی و لایه پنهان با چیدمان ۱-۱۴-۲۰ و تعداد چرخه آموزش ۱ بهترین ساختار با تابع یادگیری لوبنبرگ-مارکواریت حاصل شد که در این نوع شبکه، با ضریب همبستگی ۰/۶۶۸ دقت پیش-بینی خوبی برای تخمین مقدار ویتامین ث حاصل نشد

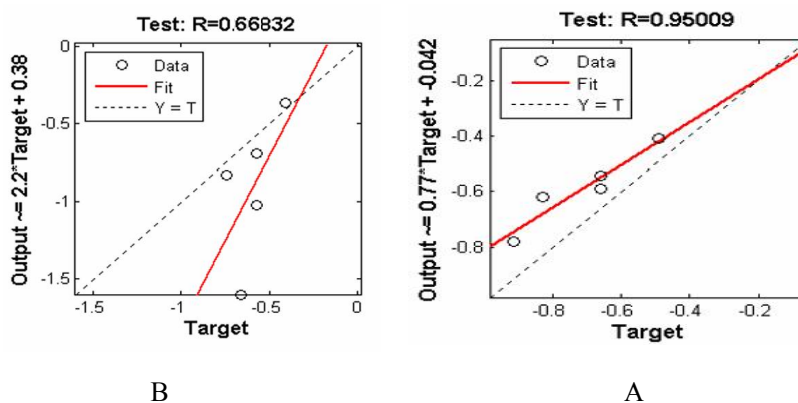


Fig7 Regression diagram of predicted and actual vitamin C content, a) using 165 Features and b) using 20 Features

تابع انتقال تانژانت سیگموئید در لایه پنهان و تابع خطی در لایه خروجی، با ضریب همبستگی ۰/۹۶۸ بیشترین دقت پیش‌بینی مقدار محتوای قند را در پرتقال خونی رقم مورو داشت (جدول ۴). پس از کاهش ویژگی‌ها، تعداد ۲۰ ویژگی ترکیبی انتخاب و به عنوان ورودی به شبکه عصبی برای ارزیابی آن داده شد. با استفاده از توابع انتقال و نرون‌های مختلف برای لایه پنهان، بهترین نوع شبکه با بیشترین عملکرد با استفاده از تابع تانژانت سیگموئید در لایه پنهان و لایه خروجی با چیدمان ۱-۱۵-۲۰ و تعداد چرخه آموزش ۱ انتخاب شد که با بهترین ساختار در تابع یادگیری لوبنبرگ-مارکواریت با بیشترین مقدار ضریب همبستگی ۰/۸۱۶ موفق شد مقدار محتوای قندی را در پرتقال خونی رقم مورو تشخیص دهد (جدول ۴).

این نمودارها نشان دادند که شبکه عصبی با استفاده از ۱۶۵ ویژگی به عنوان ورودی توانست دقت خوبی برای تخمین مقدار ویتامین ث در پرتقال خونی داشته باشد و کاهش ویژگی‌های ورودی نه تنها باعث افزایش دقت تخمین نشد بلکه منجر به کاهش آن شد.

۳-۵- تخمین محتوای قند با استفاده از شبکه

عصبی مصنوعی

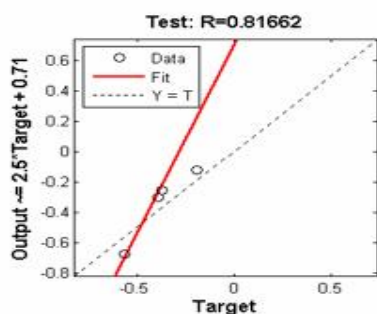
نتایج میانگین دقت تخمین ویژگی داخلی محتوای قند پرتقال خونی با استفاده از ترکیب ویژگی‌های بافت و رنگ در شبکه با یک لایه پنهان و تعداد نرون‌های مختلف در این لایه به صورتی بود که بهترین ساختار در تابع یادگیری لوبنبرگ-مارکواریت و چیدمان ۱-۱۲-۱۶۵ با تعداد چرخه آموزش ۳ و

Table 4 Alteration of the transfer function in the output and hidden layers of the back propagation neural network and its effect on the accuracy of sugar content estimation using 165 and 20 color-textural features

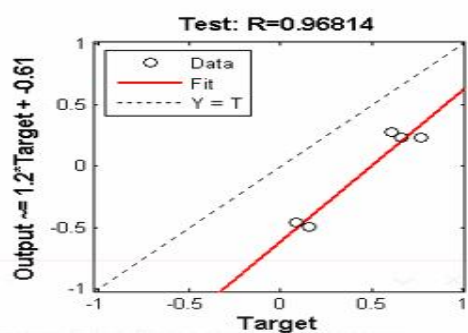
Test R ²	Training R ²	MSE	Number of training epoch	Topology	Transfer functions (Hidden layer - output layer)
0.968	0.993	0.56428	3	165-12-1	Tangent Sigmoid - Linear
0.489	0.999	3.84e ⁻²¹	5	165-12-1	Linear-Linear
0.816	0.716	0.33891	1	20-15-1	Tangent Sigmoid - Tangent Sigmoid
0.567	0.450	0.0387	5	20-12-1	Linear-Linear
0.557	0.611	0.149	7	20-22-1	Tangent Sigmoid - Log Sigmoid

شد. این نمودارها نشان می‌دهند که شبکه عصبی با دقت خوبی قادر به تخمین مقدار محتوای قند در پرتقال خونی است هر چند کاهش ویژگی‌های مستخرج از تصاویر به عنوان ورودی شبکه عصبی مصنوعی در این مورد نیز منجر به افزایش دقت تخمین نشد.

نمودارهای رگرسیون مقدار واقعی محتوای قندی و مقادیر تخمین‌زده شده توسط شبکه عصبی در شکل ۸ نشان داده شده است و مقدار ضریب همبستگی به ترتیب در حالت کل ۱۶۵ ویژگی و ۲۰ ویژگی کاهش یافته برای داده‌های تست به ترتیب مقادیر ۰/۹۶۸ و ۰/۸۱۶ به دست آمد به طوری که مقادیر میانگین مربعات خطا برای آن‌ها ۰/۵۶۴۲۸ و ۰/۰۳۸۷ حاصل



B



A

Fig 8 Regression diagram of predicted and actual sugar content, a) using 165 Features and b) using 20 Features

- [3] Anonymous (2019) *Statistical book of Agricultural of Iran*. Iranian Statistical Centre, Tehran.
- [4] Adelkhani, A., Beheshti, B., Minaei, S. & Javadikia, H. (2016). Taste determination of Thompson orange using image processing based on ANFIS and ANN-GA methods. *Journal of Food Science and Technology*, 13(56), 45-55. (In Farsi)
- [5] Majumdar, S. & Jayas, D.S. (2000). Classification of cereal grains using machine vision. I. Morphology models. *Transactions of the ASAE*, 43(6), 1669-1675.
- [6] Dowlati, M., Mohtasebi, S. S. & M. de-la Guardia, M. (2012). Application of machine-vision techniques to fish-quality assessment. *TRAC- Trends in Analytical Chemistry*, 40, 168-179.
- [7] Dowlati, M., Mohtasebi, S. S., Omid, M., Razavi, S. H., Jamzad, M. & De La Guardia, M. (2013). Freshness assessment of gilthead sea bream (*Sparus aurata*) by machine vision based on gill and eye color changes. *Journal of Food Engineering*. 119(2), 277-287.
- [8] Butz, P., Hofmann, C. & Tauscher, B. (2005). Recent developments in non-invasive techniques for fresh fruit and vegetable internal quality analysis. *Journal of Food Science*, 70, 131-134.
- [9] Multag, W.K., Ali, S.K., Aydam, Z.M. & Taher, B. H. (2020). Feature extraction methods: a review. *Journal of Physics: Conference Series*, 1591: 012028.
- [10] Zare-Chahoki, M.A. (2011) *Methods of Multivariate Analysis with SPSS*. Publications of Faculty of Natural Resources, Tehran University, Tehran.
- [11] Al-Saif, A.M., Abdel-Sattar, M., Aboukarima, A.M. & Eshra, D.H. (2021). Application of a multilayer perceptron artificial neural network for identification of peach cultivars based on physical characteristics. *PeerJ*, DOI 10.7717/peerj.11529.
- [12] Li, Y., Feng, X., Liu, Y. & Han, X. (2021). Apple quality identification and classification by image processing based on convolutional neural networks. *Scientific Reports*, 11(1): 1-15.
- [13] Kondo, N., Ahmad, U., Monta, M. & Murase, H. (2000). Machine vision based quality evaluation of Iyocan orange fruit using neural network. *Computers and Electronics in Agriculture*, 29, 135-147.

در پژوهشی که با استفاده از سیستم ماشین‌بینایی و شبکه‌های عصبی مصنوعی روی پرتقال "ایکن" انجام شد و با توجه به ارزیابی مدل‌های مختلف از روی ویژگی‌های ظاهری مانند رنگ، اندازه و ویژگی‌های بافتی برای پیش‌بینی محتوای قند، گزارش کردند که دقت سیستم ۰/۸۴ برای پیش‌بینی محتوای قندی بدست آمد [۱۳] که با نتایج به دست آمده در تحقیق حاضر در پیش‌بینی محتوای قند پرتقال خونی رقم مورو توسط شبکه عصبی همخوانی دارد.

۴- نتیجه‌گیری کلی

این تحقیق، روشی برای تخمین ویژگی‌های بیوشیمیایی در پرتقال خونی رقم مورو با استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویر و شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. با توجه به نتایج به دست آمده در دو حالت ۱۶۵ ویژگی بافتی- رنگی و ۲۰ ویژگی کاهش یافته، بیشترین میانگین ضریب همبستگی (۹۶/۱٪) برای تخمین pH در حالت ۲۰ ویژگی کاهش یافته به‌دست آمده و برای ویتامین ث بیشترین میانگین ضریب همبستگی (۹۵/۰٪) در حالت ۱۶۵ ویژگی کل و همچنین برای تخمین محتوای قند بیشترین میانگین ضریب همبستگی (۹۶/۸٪) در حالت ۱۶۵ ویژگی کل حاصل شد. در نهایت، می‌توان نتیجه گرفت که تکنیک ماشین‌بینایی توانایی بسیار خوبی در تخمین ویژگی‌های بیوشیمیایی پرتقال خونی دارد که به صورت کاربردی می‌توان از این سیستم در فناوری پس از برداشت مرکبات بهره‌مند شد.

۵- سپاسگزاری

نویسندگان این مقاله، مراتب تشکر و قدردانی خود را از دانشگاه جیرفت به جهت حمایت‌های مادی و معنوی از این پژوهش اعلام می‌دارند.

۶- منابع

- [1] Fotouhi Ghazvini, R. & Fattahi Moghadam, J. (2006). *Citrus Growing in Iran*. (2th ed.), Guilan University Press, 305p.
- [2] FAO. (2011). *Citrus fruit – fresh and processed, annual statistics, 2009*. Commodities and Trade Division, FAO.

- rice cultivars based on textural features of images and artificial neural network. *Journal of Agricultural Machinery*, 5(1), 73-81.
- [22] AOAC. (1995). Official method of analysis of AOAC international, 16th edition. The United States of America, DC.
- [23] Roe, J.H. (1955). The determination of sugar in blood and spinal fluid with anthrone reagent. *Journal of Biological Chemistry*, 212, 335-343.
- [24] Momenzadeh, L., Zomorodian, A. & Mowla, A. (2012). Applying artificial neural network for drying time prediction of green pea in a microwave assisted fluidized bed dryer. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 14: 513-522
- [25] Hernandez-Perez, J.A., Garcia-Alvarado, M.A., Trystram, G. & Heyd, B. (2004). Neural networks for the heat and mass transfer prediction during drying of cassava and mango. *Innovative Food Science and Emerging Technologies*, 5, 57-64.
- [26] Erenturk, S. & Erenturk, S. (2007). Comparison of genetic algorithm and neural network approaches for the drying process of carrot. *Journal of Food Engineering*, 78, 905-1884.
- [27] Khoshtaghaza, M.H., Amiri-Chayjan, R., Montazer, G.H. & Minaei, S. (2007) Production of head rice yield in fixed bed drying using artificial neural network. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 8(2), 135-156. (In Farsi)
- [14] Mendoza, F. & Aguilera, J.M. (2004). Application of image analysis for classification of ripening bananas. *Journal of Food Science*, 69, 471-477.
- [15] Kavdir, I. & Guyer, D.E. (2002). *Apple sorting using Artificial Neural Network and Special imaging*. Trans. ASAE, 45, 1995-2005.
- [16] Jafari, A., Fazayeli, A. & Zarezadeh, M.R. (2014). Estimation of orange skin thickness based on visual texture coarseness. *Biosystems Engineering*, 117, 73-82.
- [17] Masoudi; H. & Rohani, A. (2017). Mass and volume prediction of orange fruit (Dezful Local Variety) using MLP neural networks. *Journal of Agricultural Engineering*, 39(2), 133-142.
- [18] Neelamma, K.P., Virendra, S.M. & Ravi, M.Y. (2011). Color and texture based identification and classification of food Grains using different Color Models and Haralick features. *International Journal on Computer Science and Engineering*, 12(3), 3669-3680.
- [19] Zhang, M.S., Ustin, L., Rejmankova, E. & Sanderson, E.W. (1997). Monitoring pacific coast salt marshes using remote sensing. *Ecological Applications*, 7, 1039-1053.
- [20] Hunt, R.W.G. (1991). *Measuring color* (2th ed.), New York: Ellis Horwood.
- [21] Golpour, I., Amiri Parian, J., Amiri Chayjan, R. & Khazaei, J. (2015). Recognition of paddy, brown rice and white



Estimation of biochemical characteristics of blood orange (*Citrus sinensis* cv. Moro) using machine vision and ANNs

Bashkar, M. ¹, Dowlati, M. ^{2*}, Meighani, H. ³, Golpour, I. ⁴

1. Department of Mechanical Engineering of Biosystems, Faculty of Agriculture, University of Jiroft, Jiroft, Iran.
2. Department of Food Science and Technology, Tuyserkan Faculty of Engineering and Natural Resources, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran.
3. Department of Horticultural Engineering, Faculty of Agriculture, University of Jiroft, Jiroft, Iran.
4. Department of Mechanical Engineering of Biosystems, Faculty of Agriculture, University of Urmia, Urmia, Iran.

ARTICLE INFO

ABSTRACT

Article History:

Received 2022/ 01/ 17

Accepted 2022/ 04/ 18

Keywords:

Biochemical Characteristics,
Blood Orange,
Color and Texture,
Image Processing,
ANNs.

DOI: 10.22034/FSCT.19.125.157

DOR: 20.1001.1.20088787.1401.19.125.14.3

*Corresponding Author E-Mail:
m.dowlati@basu.ac.ir

Nowadays, citrus fruits, especially oranges, is very important in the human nutrition regime, and its quality characteristics assessment is very important. This study aimed to predict some biochemical characteristics of blood orange, using machine vision and artificial neural networks. In this experiment, the amount of vitamin C content, sugar content, and acidity (pH) were obtained using destructive laboratory methods. Images of blood orange samples were captured and 108 texture features and 57 color features were extracted on CIElab, RGB, HSV, and HIS color spaces and finally, the artificial neural networks method has been used to estimate the desired properties. To evaluate and select the most optimal artificial neural network, a feed-forward neural networks with Levenberg-Marquardt learning algorithm, the different number of neurons, and different transfer functions in the hidden and output layers was used. Finally, using the best neural network and 165 textural-color features, the amount of vitamin C content, sugar content, and pH were estimated with a correlation coefficient of 0.950, 0.968, and 0.884, respectively. Therefore, considering the appropriate correlation coefficient, machine vision and image processing technology can estimate some biochemical characteristics of blood oranges accurately.