



## مقاله پژوهشی

## استفاده از بینایی کامپیوتر در تشخیص غیرمخرب تقلبات شیره انگور

امین طاهری گراوند<sup>۱\*</sup>، مجید یوسفیان<sup>۲</sup>

۱. استادیار، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه لرستان

۲. دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه لرستان

(تاریخ دریافت: ۹۸/۹/۲۵، تاریخ آخرین بازنگری: ۹۹/۱/۱۵، تاریخ پذیرش: ۹۹/۲/۲۲)

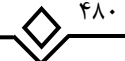
## چکیده

انگور یکی از محصولات مهم باغی دنیا محسوب می‌شود که با توجه به ضایعات بالای این میوه، از آن محصولات جانبی مانند شیره تولید می‌شود. مهم‌ترین فاکتور کیفی شیره انگور، مربوط به خالص بودن آن است که تولیدکنندگان و مصرف‌کنندگان توجه ویژه‌ای به آن دارند. شیره انگور از جمله محصولات غذایی است که به دلیل سود اقتصادی به‌طور عمده در بازار ایران مورد تقلب قرار می‌گیرد. توسعه تکنیک‌های مبتنی بر ابزار ساده، ارزان‌قیمت، مناسب و سریع در صنایع غذایی جهت تشخیص تقلباتی همچون تقلبات شیره انگور ضروری است. در پژوهش حاضر، ترکیب پردازش تصویر و روش نزدیک‌ترین همسایگی (KNN) برای ارزیابی سریع و غیر مخرب تشخیص تقلب در شیره انگور به‌کار رفته است. پس از تهیه تصاویر شیره انگور خالص و تقلبات آن، تصاویر وارد مراحل پیش پردازش و انتقال به فضاها رنگی RGB، HSI و  $L^*a^*b^*$  شدند و در نهایت، ویژگی‌های آماری مرتبط با بافت تصاویر، از هر یک از کانال‌های مذکور، استخراج شدند. به‌منظور افزایش سرعت و دقت طبقه‌بندی، از روش آنالیز مؤلفه‌های اصلی PCA برای کاهش ابعاد ماتریس ویژگی استفاده شد. همچنین طبقه‌بندی تصاویر به کمک طبقه‌بند KNN، به صورت چهار کلاس انجام شد. سپس شاخص‌های آماری نظیر دقت، صحت، حساسیت، اختصاصی بودن و سطح زیر منحنی به‌منظور ارزیابی طبقه‌بند محاسبه شدند که مقادیر این شاخص‌ها برای طبقه‌بندی بر اساس داده‌های آزمون، به ترتیب برابر با ۹۶/۲۵، ۹۱/۶۷، ۹۱/۱۹، ۹۷/۷۹ و ۹۴/۴۹ درصد است؛ نتایج حاصل از این طبقه‌بندی نشان داد که این سیستم به‌عنوان یک روش هوشمند، سریع، غیرمخرب و دقیق، قابلیت تشخیص تقلب در شیره انگور خالص را دارد.

## کلیدواژه‌ها

شیره انگور، تشخیص تقلب، پردازش تصویر، آنالیز مؤلفه‌های اصلی (PCA)، طبقه‌بند (KNN).

\* نویسنده مسئول: [taheri.am@lu.ac.ir](mailto:taheri.am@lu.ac.ir)



## ۱. مقدمه

طور عمده با استفاده از موادی مانند آب، قند، آب میوه ارزان، شربت ذرت و مواد جامد مانند اسیدمالیک انجام می‌شود [۷].

با بهبود الگوهای زندگی و توسعه اقتصادی، کیفیت و سلامت غذا برای مردم بسیار بااهمیت شمرده می‌شود. مهم ترین فاکتور کیفی برای شیره انگور، مربوط به خالص بودن آن است، که تولیدکنندگان و مصرف‌کنندگان توجه ویژه‌ای به آن دارند؛ فاکتوری که به‌طور مستقیم با فروش و مصرف محصول ارتباط دارد. شیره انگور یکی از محصولات غذایی است که به‌طور عمده در بازار ایران، به‌دلیل سود اقتصادی، مورد تقلب قرار می‌گیرد. از تقلبات مرسوم شیره انگور (اضافه کردن شیره‌های ارزان‌قیمت مانند شیره خرما، شیره نیشکر و محلول آب و شکر به شیره انگور خالص) می‌توان نام برد.

بر این اساس، تقلبات در مواد غذایی به عنوان یک نگرانی عمده در پردازش و توزیع محصولات غذایی محسوب می‌شود، لذا یافتن روشی مناسب، سریع و کم‌هزینه برای برطرف کردن این نگرانی، مهم و ضروری است [۸].

روش‌های مختلف آزمایشگاهی، مانند کروماتوگرافی مایع با کارایی بالا (HPLC)، واکنش زنجیره‌ای پلیمر (PCR) و آنزیم ایمونوسورسانس (ELISA) برای شناسایی تقلب مواد غذایی مورد استفاده قرار گرفته‌اند [۹-۱۱]. با این حال، چنین روش‌های آزمایشگاهی هزینه‌بر، وقت‌گیر و دشوار هستند (نیازمند افراد متخصص با تجربه انجام آزمایشات) [۱۲-۱۴]؛ از این رو توسعه تکنیک‌های مبتنی بر ابزار ساده، ارزان‌قیمت، مناسب و سریع ضروری است تا در صنایع غذایی برای تشخیص چنین تقلباتی، از قبیل شیره انگور، به‌کار گرفته شوند. یکی از روش‌های سریع، ساده و غیر تخریب برای تشخیص تقلب در مواد غذایی، استفاده از پردازش تصویر است.

سیستم‌های بینایی کامپیوتر از یک دوربین دیجیتال که مشابه چشم انسان عمل می‌کند و یک الگوریتم یادگیری که کار مغز انسان را انجام می‌دهد، تشکیل شده است. دوربین، اطلاعات تصویر را با حداقل اغتشاش ثبت کرده و الگوریتم یادگیری، این اطلاعات را به سطح کیفیت مطلوب می‌رساند [۱۵]. این علم، عیوب روش‌های ارزیابی سنتی را برطرف کرده و به عنوان یک روش سریع، آسان، غیرمخرب و

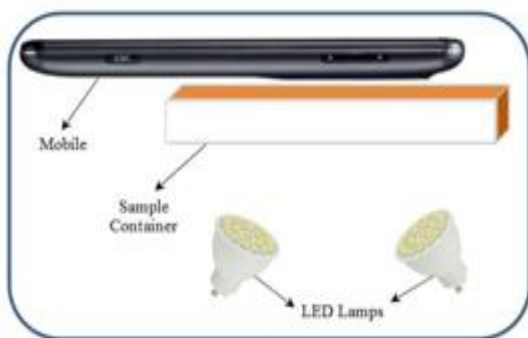
انگور یکی از محصولات مهم باغی در دنیا محسوب می‌شود. تولید انگور در ایران، حدود سه میلیون تن است که از این نظر مقام هفتم را در جهان دارد [۱]. انگور دارای ویتامین‌های A, B, C, D و املاحی مانند آهن، منیزیم، ید و فسفر است. با توجه به ضایعات بالای این میوه (حدود ۳۴ درصد) از آن محصولات جانبی مانند کشمش، سرکه، کنسانتره و شیره تولید می‌شود که به دلیل خواص مفیدی که دارند، دارای مصرف گسترده‌ای هستند [۲]. یکی از روش‌های نگرانی انگور و کاهش فعالیت آبی تبدیل آن به شیره است که علاوه بر کاهش فعالیت آبی و کند کردن رشد میکروارگانیسم‌ها، باعث کاهش هزینه‌های حمل‌ونقل و انبارمانی نیز می‌شود و مدت ماندگاری فرآورده را افزایش می‌دهد. شیره انگور از غلظت حرارتی آب انگور غلیظ شده، بدون اضافه کردن قند یا سایر مواد افزودنی، به دست می‌آید [۳]. از نظر تغذیه‌ای شیره انگور بسیار مقوی است و ۱۰۰ گرم آن دارای ۲۹۳ کیلوکالری انرژی است. این ماده غذایی برای کسانی که بر اثر یک بیماری طولانی یا عمل جراحی ضعیف شده‌اند، بسیار مفید است؛ همچنین به خاطر ارزش تغذیه‌ای بالا، برای نوزادان، خردسالان و ورزشکاران نیز مفید است. شیره انگور مانند خود انگور دارای مقدار قابل توجهی ویتامین‌های A, B, C, اسیدهای آلی و مواد معدنی است. شیره انگور در بدن باعث دفع اوره و مقدراری از اسیدهای غیرمفید بدن می‌شود. شیره انگور محرک اعمال کبدی است و به خون‌سازی نیز کمک می‌کند. این فرآورده ارزشمند، برای تسکین دردهای رماتیسمی و امراض شریانی نیز مفید است [۴]. افزون بر این، شیره انگور از املاحی مانند آهن، منیزیم، منگنز، ید نیز برخوردار است [۵].

شیره انگور یک ماده خام بسیار رایج برای صنایع غذایی است که به‌طور گسترده‌ای به‌عنوان یک شیرین‌کننده طبیعی در تولید محصولات غذایی مختلف مورد استفاده قرار می‌گیرد. فروکتوز و گلوکوز قندهای عمده در شیره انگور هستند که در کنار ترکیب مواد مغذی مهم و متنوع موجود در آن، به سلامت انسان کمک می‌کند و کیفیت این محصول غذایی را بهبود می‌بخشد [۶]. تقلب در مواد غذایی مایع به

است [۱۷]. برای تهیه نمونه‌های تقلبی، شیره انگور خالص با خلوص ۸۰ درصد وزنی به صورت جداگانه با هر یک از شیر-های خرما، نیشکر و محلول آب و شکر مخلوط شدند. پیش از تصویربرداری به منظور جلوگیری از ایجاد حباب و برای یکنواختی محلول، نمونه‌ها به وسیله قاشق، حدود یک دقیقه زده شد.

## ۲.۲ اجزاء سامانه بینایی ماشین

شکل (۱) طرح واره بستر تصویربرداری مورد استفاده که شامل: منبع روشنایی، تلفن همراه و ظرف شیشه‌ای شفاف را نشان می‌دهد. برای تصویربرداری از نمونه‌ها، یک ظرف شیشه‌ای شفاف، به ابعاد  $6 \times 6 \times 2 \text{ cm}^3$  ساخته شد. به منظور تابش نور و بهبود کیفیت تصاویر از یک سیستم نورپردازی، متشکل از دو لامپ ۵ ولت LED استفاده شد که لامپ‌ها به صورت مستقیم و به فاصله ۲ cm از ضلع پشتی ظرف شیشه‌ای، قرار داده شده‌اند. تصاویر با استفاده از دوربین موبایل (Samsung GT-I9505) با مشخصات سرعت تصویربرداری ۳۰ فریم در ثانیه با کیفیت  $1080 \times 1920$  و قابلیت تفکیک‌پذیری ۱۳ مگاپیکسل و تنظیمات حالت بدون زوم و فلش خاموش تهیه شدند که دوربین مماس با ضلع روبه‌روی ظرف شیشه‌ای قرار گرفته بود. از هر یک نمونه‌های تهیه‌شده (شیره خالص و نمونه‌های ناخالص) به صورت جداگانه جمعاً ۲۰۰ تصویر تهیه شد.



شکل (۱) طرح‌واره سامانه بینایی ماشین  
Schematic of machine vision system (Fig 1)

## ۲.۳ تهیه تصاویر

برای تعیین رنگ واقعی نمونه‌ها، قبل از شروع عکس‌برداری

حساس برای ارزیابی کیفیت مواد غذایی به کار می‌رود [۱۶]. در یک تحقیق، از تکنیک طیف‌سنجی دی‌الکتریک و تجزیه و تحلیل‌های شیمیایی در تشخیص تقلبات شیره انگور استفاده شد؛ بدین‌منظور شیره انگور خالص را در سطوح وزنی مختلف با شیره‌های ارزان‌قیمت مانند شیره خرما و محلول شکر در آب مخلوط کردند. سپس دو حسگر اسپکترومتر دی‌الکتریک با اندازه‌گیری پهنای خازنی (PPC) و رزوناتور استوانه‌ای (CSR)، برای تشخیص تقلبات شیره انگور مورد بررسی و مقایسه قرار گرفت [۱۷].

طبق بررسی‌های انجام‌شده، تاکنون تحقیق خاصی مبنی بر استفاده از روش بینایی ماشین برای شناسایی تقلب در شیره انگور انجام نشده است، در ادامه به کاربردهای دیگر این روش در سایر زمینه‌های صنایع غذایی اشاره شده است. نتایج حاصل از تکنیک پردازش تصویر، به منظور درجه‌بندی کشمش نشان داد که الگوریتم پردازش تصاویر، توانایی تشخیص صحیح ۹۸/۹۵ درصد کشمش سالم از ناسالم را دارد [۱۸].

در یک مطالعه، استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویر و هوش مصنوعی، جهت تخمین تازگی گوشت مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که این سیستم با دقت طبقه‌بندی مناسبی توانست میزان تازگی گوشت مرغ را، در طول مدت‌زمان نگهداری گوشت تشخیص و طبقه‌بندی کند [۱۹]. بر اساس آنچه ذکر شد، هدف از این تحقیق، استفاده از روشی سریع، آسان، ارزان و غیرمخرب، از طریق ترکیب پردازش تصویر و روش نزدیک‌ترین همسایگی (KNN)، جهت تشخیص تقلبات شیره انگور است.

## ۲ مواد و روش‌ها

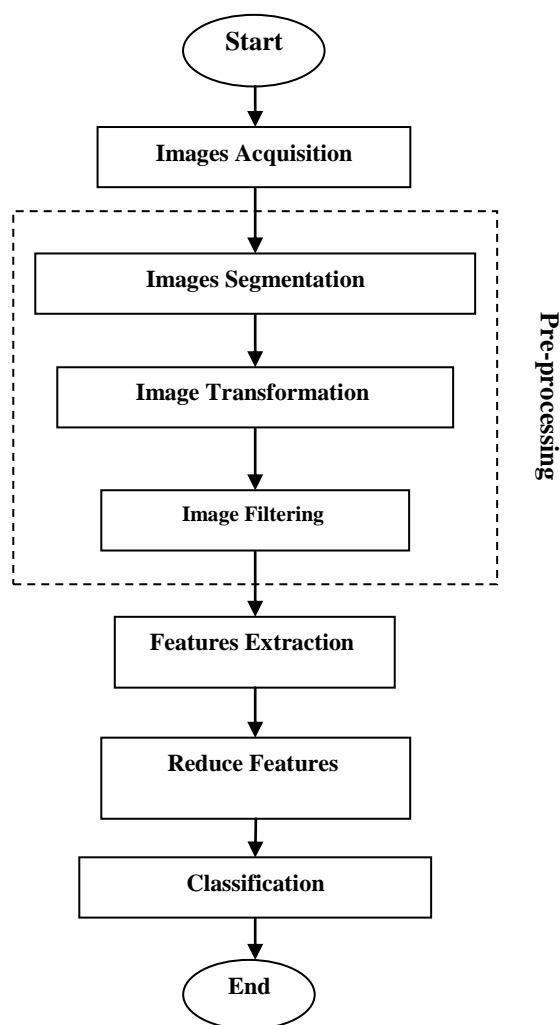
### ۲.۱ تهیه نمونه‌ها

برای تهیه شیره انگور، ابتدا آب انگور از رقم فرخی را درون ظرف ریخته و به میزان یک هشتم به آن خاک سفید حرارت دیده اضافه شد، بعد از ۱۰ تا ۱۲ ساعت آب انگور را از صافی رد کرده و خاک آن گرفته شد. سپس آب انگور را به مدت ۲ ساعت روی حرارت ملایم جوشانده شد تا به غلظت مناسب برسد. شیره‌های خرما و نیشکر از بازار محلی خریداری شده‌اند. محلول آب و شکر با غلظت  $2.5 \text{ gr/ml}$  آب تهیه شده

پردازش تصویر و مقادیر اندازه‌گیری شده توسط دستگاه هانتربل، برای به‌دست آوردن معادلات کالیبراسیون دوربین استفاده شدند [۲۰].

مراحل کلی پردازش تصاویر، شامل مراحل پیش پردازش، استخراج ویژگی، کاهش ابعاد، طبقه‌بندی و در آخر تشخیص تقلبات شیره است. در شکل (۲)، مراحل مختلف پردازش تصاویر نشان داده شده است.

باید دوربین از لحاظ رنگ و شدت نور کالیبره شود. بدین منظور، کاغذهای رنگی مات تهیه و از آنها در داخل بستر تصویربرداری، عکس‌برداری شد. از نرم‌افزار پردازش تصویر Matlab R2016a، برای تبدیل فضای رنگی RGB، به  $L^*a^*b^*$  و HSI، به‌منظور استخراج پارامترهای  $L^*a^*b^*$ ، به  $I$  و  $S$ ،  $H$  تصاویر نمونه‌ها، استفاده شد و مقدار میانگین این پارامترها به‌عنوان رنگ نمونه در نظر گرفته شد. مقادیر میانگین پارامترهای  $L^*a^*b^*$  و  $b^*$  به‌دست آمده از روش



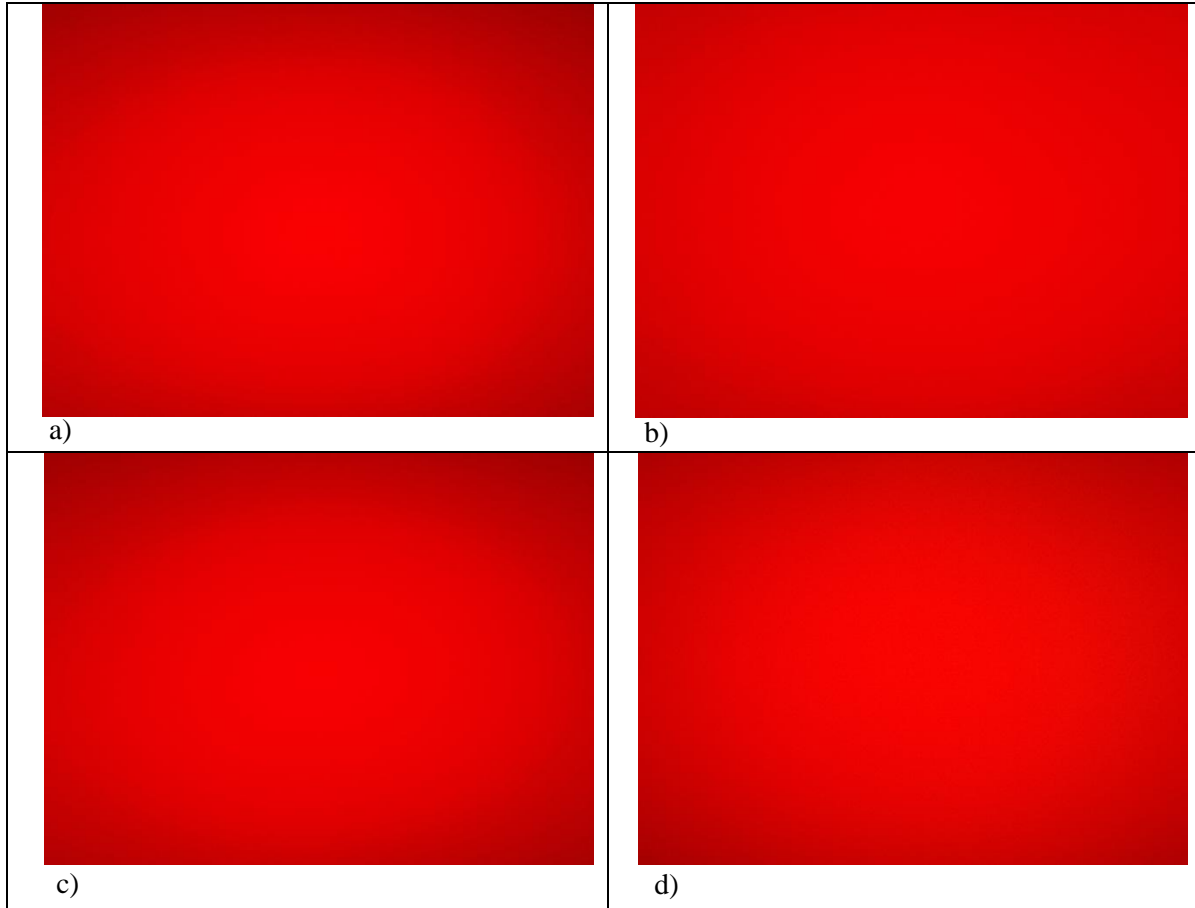
شکل (۲) مراحل پردازش تصاویر

Fig(2) Image processing steps

## ۲.۳.۱. پیش پردازش تصاویر

تصاویر است. انجام عملیات پیش پردازش مناسب، موجب افزایش دقت تشخیص و کارایی طبقه بندی بهتر می شود [۲۱]. شکل (۳) نمونه هایی از تصاویر اخذ شده را نشان می دهد.

در مطالعه حاضر، مرحله پیش پردازش تصاویر از مراحل بخش بندی تصاویر، تغییر شکل و اندازه تصاویر و فیلتر کردن آن ها جهت حذف اغتشاش های احتمالی، تشکیل شده است که هدف اصلی آن، ارتقاء و حذف داده های غیر ضروری



شکل (۳) تصاویر شیره انگور خالص و تقلبات مختلف

(a) شیره انگور خالص

(b) تقلب استفاده از شیره خرما

(c) تقلب استفاده از شیره نیشکر

(d) تقلب استفاده از محلول آب و شکر

Fig (3) Images from pure grape syrup and different adulterations

(a) pure grape syrup

(b) Adulteration using of date syrup

(c) Adulteration using of cane syrup

(d) Adulteration using of water and sugar solution

## ۲.۴. استخراج ویژگی

HSI و S, H و I مؤلفه‌های سخت‌افزاری مستقل در مدل هستند [۲۵].

پس از مرحله بخش‌بندی تصاویر می‌توان آن‌ها را برای پردازش بیشتر و آنالیز به‌وسیله اندازه‌گیری ویژگی‌های فردی هر یک از مواد توصیف کرد. اندازه‌گیری‌هایی که در مورد ویژگی‌های تصاویر مربوط به ارزیابی کیفیت مواد غذایی انجام می‌شود، به چهار گروه اندازه، شکل، بافت و رنگ طبقه‌بندی شده‌اند. یک روش مهم برای توصیف تصاویر، کمی کردن محتوای بافت آن است.

### ۲.۴.۳. محاسبه کانال‌های $L^*$ , $a^*$ و $b^*$

فضای رنگ RGB، یک فضای رنگ یکنواخت ادراکی نیست، بنابراین تحلیل عددی تفاوت رنگ بین دو پیکسل رنگ در فضای رنگ یکنواخت ادراکی مانند 1976 LAB (CIELAB) تخمین زده می‌شود [۲۶]. در این فضا،  $L^*$ ,  $a^*$  و  $b^*$  به ترتیب معرف روشنایی، دامنه رنگ از سبز به قرمز و دامنه رنگ از آبی به زرد است [۲۴]. در مدل تبدیل مستقیم، مراحل به این ترتیب است: تصویر رنگی  $n$  بیتی توسط لایه رنگ به فاصله [۰/۱] و طبق (رابطه ۵) مقیاس‌گذاری می‌شود. به طوری که RGBO و RGSB به ترتیب شامل مؤلفه‌های قرمز، سبز و آبی هر پیکسل از تصویر اصلی و تصویر مقیاس‌گذاری شده هستند. در این بررسی، از ۸ بیت استفاده شده است.

### ۲.۴.۱. محاسبه کانال‌های $R$ , $G$ و $B$

توصیف یک فضای رنگی RGB خاص به کمک سه رنگ پایه قرمز، سبز و آبی انجام می‌شود [۲۲]. کانال‌های رنگی  $R$ ,  $G$  و  $B$  مستقیماً از تصاویر RGB استخراج می‌شوند.

### ۲.۴.۲. محاسبه کانال‌های $H$ , $S$ و $I$

کانال  $H$  رنگ،  $S$  اشباع و  $I$  روشنایی را نشان می‌دهد [۲۳]. محاسبه کانال‌های  $S$  و  $I$  با استفاده از معادلات زیر انجام می‌شود [۲۴].

$$RGB_S = \frac{RGB_O}{2^n} \quad \text{معادله (۵)}$$

تصویر مقیاس‌بندی شده با استفاده از تابع  $g$  به مقادیر XYZ tristimulus تبدیل می‌شود.

معادله (۶)

$$XYZ = \begin{pmatrix} 0.4124 & 0.3575 & 0.1804 \\ 0.2126 & 0.7151 & 0.0721 \\ 0.0193 & 0.1191 & 0.9504 \end{pmatrix} g(RGB_S)$$

معادله (۷)

$$g(x) = 100 \begin{cases} \left( \frac{x + 0.055}{1.055} \right)^{2.4}, & x > 0.04045 \\ \frac{x}{12.92}, & x \leq 0.04045 \end{cases}$$

مقادیر XYZ tristimulus با استفاده از تابع  $h$  بر طبق (روابط ۱۱-۸) به مقادیر  $L^*a^*b^*$  تبدیل می‌شود.

$$H = \begin{cases} \theta & \text{if } B \leq G \\ 360 - \theta & \text{if } B > G \end{cases} \quad \text{معادله (۱)}$$

$$\theta = \cos^{-1} \left\{ \frac{\frac{1}{2}[(R-G) + (R-B)]}{\sqrt{[(R-G)^2 + (R-B)(G-B)]^2}} \right\} \quad \text{معادله (۲)}$$

$$S = 1 - \frac{3 * \min(R, G, B)}{(R + G + B)} \quad \text{معادله (۳)}$$

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B) \quad \text{معادله (۴)}$$

می‌شود [۲۸]. ویژگی‌های هیستوگرام بنیادی‌ترین روش استخراج ویژگی بافت بوده و نمایش‌دهنده اطلاعاتی مرتبط با مشخصات توزیع سطح خاکستری برای تصویر است. هیستوگرام نرمال روی تصاویر مقیاس خاکستری با استفاده از رابطه زیر به دست می‌آید:

معادله (۱۳)

$$P(z_i) = \frac{H(z_i)}{N}$$

که در آن  $Z$  متغیر تصادفی نشان‌دهنده شدت،  $H(z_i)$  هیستوگرام متناظر تصویر،  $N$  تعداد کل درایه‌های موجود در ماتریس تصویر مقیاس خاکستری و  $P(z_i)$  هیستوگرام نرمال شده تصویر مقیاس خاکستری است [۲۰]. در بررسی حاضر، برای هر تصویر،  $6 \times 9$  ویژگی (۶ ویژگی  $\times$  ۹ کانال رنگ) به دست آمد که این ۵۴ ویژگی تغییرات شیره انگور را نشان می‌دهد. به این ترتیب که کانال قرمز، سبز و آبی از فضای رنگ RGB، اشباع، شدت از فضای رنگ HIS و روشنایی،  $a$  و  $b$  از فضای رنگ  $L^* a^* b^*$  محاسبه شدند. از هر یک از کانال‌های مذکور، ۶ ویژگی آماری شامل میانگین، انحراف معیار، همواری، چولگی، انرژ و آنتروپی که متداول‌ترین ویژگی‌های هیستوگرام تصویر هستند، قابل استخراج اند [۲۹].

$$L^* = 116h\left(\frac{Y}{Y_R}\right) - 16 \quad \text{معادله (۸)}$$

$$a^* = 500 \left[ h\left(\frac{X}{X_R}\right) - h\left(\frac{Y}{Y_R}\right) \right] \quad \text{معادله (۹)}$$

$$b^* = 200 \left[ h\left(\frac{Y}{Y_R}\right) - h\left(\frac{Z}{Z_R}\right) \right] \quad \text{معادله (۱۰)}$$

$$h(x) = \begin{cases} x^{\frac{1}{3}} & , x > \left(\frac{6}{29}\right)^3 \\ \frac{1}{3} \left(\frac{29}{6}\right)^2 x + \frac{4}{29} & , x \leq \left(\frac{6}{29}\right)^3 \end{cases} \quad \text{معادله (۱۱)}$$

جایی که  $X_R$ ،  $Z_R$  و  $Y_R$  مقادیر tristimulus مرجع روشنایی D65 را نشان می‌دهد که ضرایب سه رنگی سفید  $X_R = 0.3127$ ،  $Y_R = 0.3290$  و  $Z_R = 1 - X_R - Y_R$  و یک مقدار روشنایی  $Y_R = 100$  را دارد. مقادیر  $X_R$  و  $Z_R$  با استفاده از رابطه (۱۲) به دست می‌آیند [۲۷].

$$\begin{cases} X_R = \frac{x_R}{Y_R} Y_R \\ Z_R = \frac{z_R}{Y_R} Y_R \end{cases} \quad \text{معادله (۱۲)}$$

یافتن یک تبدیل سیگنال یا تصویر ساده و مؤثر برای تشخیص خطا و نظارت بر شرایط، هدف اصلی استخراج ویژگی است. غالباً برای استخراج ویژگی از روش مبتنی بر خصوصیات استاتیکی هیستوگرام تصویر استفاده

جدول (۱) ویژگی‌های آماری قابل استخراج از کانال‌های مختلف تصاویر شیره انگور

Table (1) Statistical features extracted from different channels of grape syrup images

| فرمول*<br>Relation                                    | توضیح<br>Explanation  | ویژگی<br>Feature    |
|---|---|---------------------|
| $m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i P(z_i)$                     | برای اندازه‌گیری میانگین شدت بافت تصویر که اطلاعاتی درباره شدت روشنایی کلی تصویر ارائه می‌دهد.                          | میانگین سطح خاکستری |
| $\sigma = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^2 P(z_i)}$ | اندازه‌گیری انحراف معیار شدت بافت و یا میانگین کنتراست تصویر است که تغییرات شدت در اطراف میانگین تصویر را بررسی می‌کند. | انحراف معیار        |

|   |   |                     |
|---|---|---------------------|
| $R = 1 - 1/(1 + \sigma^2)$                    | <p>همواری نسبی نواحی را بیان می‌کند. مقدار همواری برای نواحی با سطوح شدت ثابت، صفر و برای ناحیه‌های با سطوح شدت، متغیر یک است.</p>  | همواری              |
| $S = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^3 P(z_i)$     | <p>معیاری از اریب بودن هیستوگرام است و به عبارت دیگر، میزان تقارن یک هیستوگرام را نشان می‌دهد. این مقدار برای هیستوگرام‌های متقارن صفر، برای هیستوگرام‌های متمایل به راست منفی و در مورد هیستوگرام‌های متمایل به چپ مثبت است.</p> | چولگی<br>(ممان سوم) |
| $U = \sum_{i=0}^{L-1} P^2(z_i)$               | <p>بیانگر میزان یکنواختی توزیع سطح خاکستری یک تصویر است. بیشترین مقدار آن وقتی است که همه مقادیر شدت تصویر با هم برابر باشند (بیشینه یکنواختی).</p>   | یکنواختی<br>(انرژی) |
| $E = - \sum_{i=0}^{L-1} P(z_i) \log_2 P(z_i)$ | <p>معیاری برای اندازه‌گیری میزان تصادفی بودن مقادیر شدت است. معیاری از ناهمگنی و بیانگر میزان تغییرات شدت در یک تصویر است.</p>  | آنتروپی             |

\* روابط بالا m میانگین، L تعداد سطوح شدت ممکن،  $\sigma$  انحراف معیار، R همواری، S چولگی، U یکنواختی و E آنتروپی است.

## ۲.۵. کاهش ویژگی

مجموعه پیچیده است. در این روش، متغیرهای موجود در یک فضای چندحالتی، همبسته به یک مجموعه از مؤلفه‌های غیرهمبسته خلاصه می‌شوند که هر یک از آن‌ها ترکیب خطی از متغیرهای اصلی هستند. مؤلفه‌های غیرهمبسته به دست آمده، مؤلفه‌های اساسی (PC) نامیده می‌شوند که از بردارهای ویژه ماتریس کوواریانس یا ماتریس همبستگی متغیرهای اصلی به دست می‌آیند.

روش تحلیل مؤلفه‌ها اصلی، به دنبال یک بازنمایی از داده‌ها، بر حسب کوچک‌ترین متوسط مربعات خطا بین داده‌های بازنمایی شده و اصلی است؛ بنابراین، PCA کاری به استخراج ویژگی‌های بهینه به منظور طبقه‌بندی ندارد. به عبارتی، این روش به منظور استخراج ویژگی و کاهش بعد، تنها به داده‌های ورودی توجه نموده و کلاس داده‌ها در نظر گرفته نمی‌شود [۳۰].

فرض کنید  $T = (X_1, X_2, \dots, X_p)$  بردار ویژگی‌های استخراج شده از تصاویر مختلف شیره باشد و  $\sum$  ماتریس کوواریانس مربوط به بردار ویژگی‌ها باشد و  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq$

پس از استخراج ویژگی از تصاویر مختلف شیره، برای کاهش ابعاد ویژگی‌ها، کاهش حجم محاسبات و دقت بالای یادگیری از، روش تحلیل مؤلفه‌های اساسی (PCA) استفاده می‌شود.

تحلیل داده‌های چندگانه از نقش اساسی در تحلیل اطلاعات برخوردار است. مجموعه داده‌های چندگانه، حالت‌ها یا متغیرهای زیادی را برای هر مشاهده دربردارند. اگر در هر مجموعه داده  $n$  متغیر وجود داشته باشد، هر متغیر می‌تواند دارای چند بُعد باشد. با توجه به این که اغلب درک و شهود فضای چندبُعدی دشوار است، روش تحلیل مؤلفه‌های اساسی (PCA) ابعاد کلیه مشاهدات را براساس شاخص ترکیبی و دسته‌بندی مشاهدات مشابه کاهش می‌دهد. روش فوق، یکی از ارزش‌ترین نتایج کاربرد جبر خطی است که به وفور در کلیه اشکال تحلیلی از علوم شبکه‌های عصبی تا نمودارهای کامپیوتری استفاده شده است؛ چرا که روشی آسان و غیرپارامتریک برای استخراج اطلاعات مرتبط از یک



۸۰ درصد داده‌های حاصل برای آموزش شبکه KNN و ۲۰ درصد برای آزمون و ارزیابی شبکه استفاده شد. با استفاده از این طبقه‌بندی و تشخیص وضعیت‌های مختلف تقلب در شیره انگور، می‌توان عملکرد سامانه تشخیص تقلب به کمک مدل طبقه‌بند KNN را مورد ارزیابی قرار داد. ارزیابی طبقه‌بند توسط شاخص‌های آماری مستخرج از ماتریس اغتشاش انجام شد. شکل (۴) ماتریس اغتشاش یک طبقه‌بند چهارکلاسه را نشان می‌دهد که ستون‌ها نشان‌دهنده کلاس‌های مطلوب و ردیف‌ها کلاس‌های تخمین زده شده توسط طبقه‌بند هستند.

|         |          |     |          |
|---------|----------|-----|----------|
|         | $C_1$    | ... | $C_4$    |
| $C_1^*$ | $n_{11}$ | ... | $n_{14}$ |
| ⋮       | ⋮        | ⋮   | ⋮        |
| $C_4^*$ | $n_{41}$ | ... | $n_{44}$ |

شکل (۴) ماتریس اغتشاش برای طبقه‌بندی چهار کلاسه

Fig (4) The confusion matrix for classifying four classes

عضو  $n_{ij}$  تصاویری است که توسط طبقه‌بند ( $C_i^*$ ) در کلاس  $i$  طبقه‌بندی شده‌اند، اما در طبقه‌بندی واقعی ( $C_j$ ) متعلق به کلاس  $j$  است. در نتیجه اعضای قطری اصلی ماتریس ( $i=j$ ) تصاویری هستند که درست طبقه‌بندی شده‌اند، اما اعضای خارج از قطر اصلی ( $i \neq j$ )، درست طبقه‌بندی نشده‌اند. ارزیابی‌های طبقه‌بند شامل حالت‌های: تصمیمات مثبت صحیح (TP)، نمونه‌هایی که درست توسط طبقه‌بند ( $C_i^*$ ) در کلاس  $i$  طبقه‌بندی شده‌اند. تصمیمات مثبت ناصحیح (FP)، نمونه‌هایی که اشتباهاً در کلاس  $i$  طبقه‌بندی شده‌اند. تصمیمات منفی صحیح (TN)، نمونه‌هایی که درست در کلاس  $i$  طبقه‌بندی نشده‌اند. تصمیمات منفی ناصحیح (FN)، نمونه‌هایی که به اشتباه در کلاس  $i$  قرار نگرفته‌اند که  $n_{FP} = n_{i,+} - n_{i,i}$  و  $n_{TP} = n_{i,i}$

$\lambda_p \geq 0$  مقادیر ویژه  $\sum$  باشد. همچنین  $a_1, a_2, \dots, a_p$  بردارهای ویژه یکا متعامد به ترتیب متناظر با  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$  باشند. متغیرهای  $PC_1, PC_2, \dots, PC_p$  تعریف شده در (رابطه ۱۴) را مؤلفه‌های اصلی گویند.

$$PC_1 = a_{11}X_1 + a_{21}X_2 + \dots + a_{p1}X_p$$

$$PC_2 = a_{12}X_1 + a_{22}X_2 + \dots + a_{p2}X_p$$

$$PC_p = a_{1p}X_1 + a_{2p}X_2 + \dots + a_{pp}X_p$$

معادله (۱۴)

$PC = (PC_1, PC_2, \dots, PC_p)$  را مؤلفه اصلی نام گویند. بردار  $(PC_1, PC_2, \dots, PC_p)^T$  بردار مؤلفه‌های اصلی نام دارد.

### ۲.۶. طبقه‌بندی

الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه (KNN) یک الگوریتم مشاهده و یادگیری از طریق نظارت و بررسی است که هدف آن دسته‌بندی یک عضو یا شیء جدید بر اساس ویژگی نمونه‌های آموزش‌دهنده است که یک نمونه جدید بر اساس اکثریت K گروه و دسته که نزدیک‌ترین همسایگی‌ها را با آن نمونه داشته باشند، تقسیم‌بندی می‌شود. به‌طور کلی می‌توان بیان کرد روش K- نزدیک‌ترین همسایه، یک روش تشخیص الگوهای آماری غیرپارامتری است که تعداد K از نزدیک‌ترین الگوهای مشابه را پیدا کرده و بر اساس آن‌ها، ارزش نمونه مورد مطالعه را پیش‌بینی می‌کند. این الگوریتم، بر اساس حداقل فاصله نمونه مورد بررسی تا نمونه‌های موجود دیگر برای تعیین K- نزدیک‌ترین همسایگی‌ها کار می‌کند. پس از تعیین K دسته از نزدیک‌ترین همسایگی‌ها به‌راحتی قادر خواهد بود، ترکیب وزنی آن همسایگی‌ها را به‌عنوان پیش‌بینی نمونه مورد بررسی انتخاب کند.

بنابراین در طبقه‌بندی تصاویر به‌منظور تشخیص تقلب در شیره انگور به‌صورت چهار کلاس انجام شد. در این بررسی

توسط طبقه‌بند را ارزیابی می‌کند. حساسیت، تأثیر طبقه‌بند بر برچسب‌های مثبت و چگونگی تأثیر طبقه‌بند با برچسب منفی را تشخیص می‌دهد و سطح زیر منحنی، توانایی طبقه‌بند برای اجتناب از طبقه‌بندی نادرست است. در روش KNN که یک الگوریتم یادگیری ماشینی با سرپرست است، برای طبقه‌بندی الگوی ورودی، فاصله آن با تمامی نمونه‌های آموزشی محاسبه شده و K نمونه که از باقی نمونه به الگو نزدیک‌تر هستند، پیدا می‌شوند. نمونه ورودی به کلاسی که بیشترین تعداد را در K همسایه دارد، طبقه‌بندی می‌شود. در این روش لازم است تمامی نمونه‌های آموزشی در حافظه ذخیره شوند. در این پژوهش، تمام محاسبات و تحلیل‌ها با استفاده از نرم‌افزار Matlab 2016a انجام شد.

به منظور اعمال روش KNN بر روی داده‌ها و همچنین برای تعیین بهترین مقدار K در روش KNN، برنامه‌ای در نرم‌افزار متلب ثبت و برای مقادیر K از مقدار ۱ تا ۲۰، برنامه ۵۰ بار اجرا شد. در هر بار اجرای آن، مقدار دقت کلی طبقه‌بندی محاسبه گردید. نمودار دقت کلی طبقه‌بندی به تعداد K، در شکل (۵) ارائه شده است.

$n_{TN} = n - n_{TP} - n_{FP} - n_{FN}$  و  $n_{FN} = n_{+j} - n_{i,i}$  است.

$n_{i,+}$  مجموع اعضای تمامی ستون‌های متعلق به سطر iام و  $n_{+,j}$  مجموع اعضای تمامی سطرهای متعلق به ستون jام در ماتریس اغتشاش است [۳۱]. همچنین از شاخص‌های آماری مستخرج از ماتریس اغتشاش نظیر دقت (Ac)، حساسیت (Se)، اختصاصی بودن (Sp)، صحت (Pr) و سطح زیر منحنی (AUC) برای ارزیابی سامانه طبقه‌بند پیشنهادی استفاده شد.

$$Ac = \frac{n_{TP} + n_{TN}}{n_{TP} + n_{TN} + n_{FP} + n_{FN}} \quad (15) \text{ معادله}$$

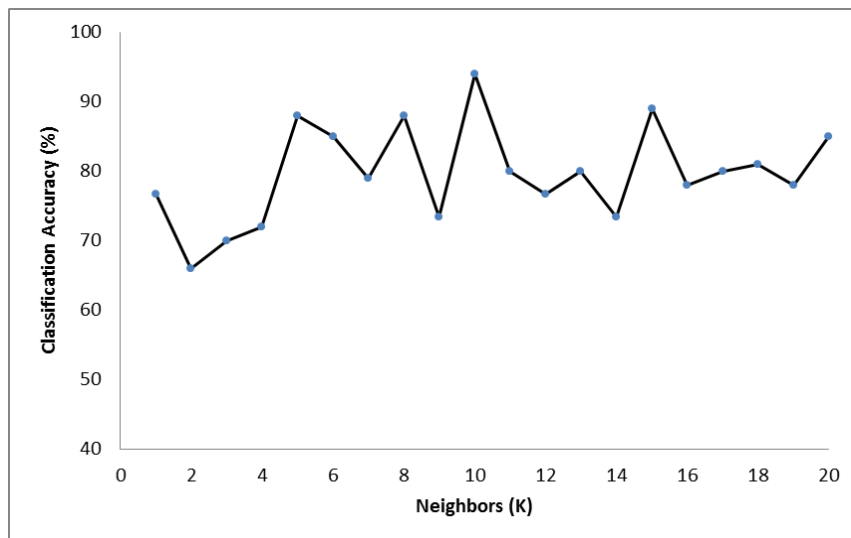
$$Se = \frac{n_{TP}}{n_{TP} + n_{FN}} \quad (16) \text{ معادله}$$

$$Sp = \frac{n_{TN}}{n_{TN} + n_{FP}} \quad (17) \text{ معادله}$$

$$Pr = \frac{n_{TP}}{n_{TP} + n_{FP}} \quad (18) \text{ معادله}$$

$$AUC = \frac{1}{2} \left( \frac{n_{TP}}{n_{TP} + n_{FN}} + \frac{n_{TN}}{n_{TN} + n_{FP}} \right) \quad (19) \text{ معادله}$$

دقت، روی تأثیر کلی طبقه‌بند تمرکز می‌کند. صحت، شرط کلاس برچسب داده‌ها با برچسب‌های مثبت مشخص شده

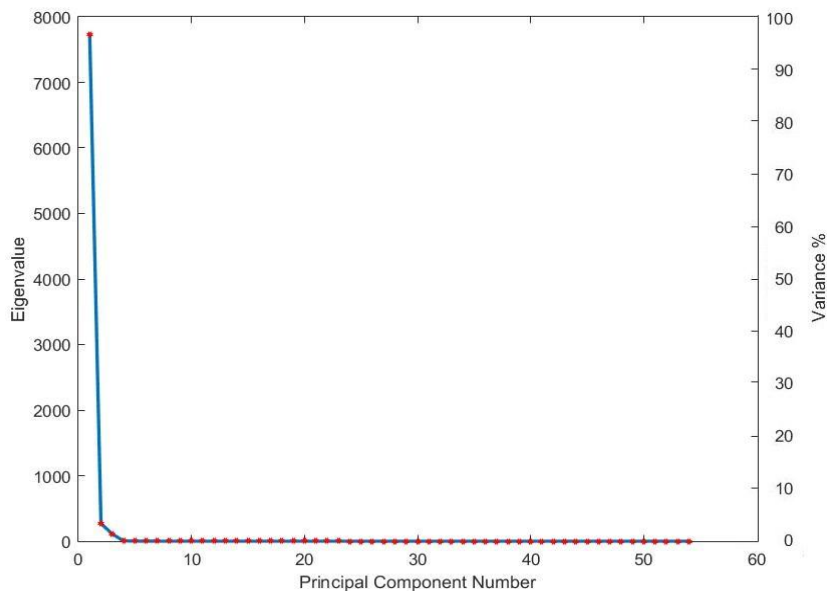


شکل (۵) نمودار مقدار دقت کلی طبقه‌بندی برای مقادیر مختلف K  
 Fig (5) Graph of the value of total classification accuracy for different values of K

## ۳. نتایج و بحث

روی محور X نشان داده شده است. بر اساس (شکل ۶)، سه مؤلفه اصلی (PC) اولیه به عنوان مؤلفه‌های برتر که بیش از ۹۹ درصد واریانس جمعی را شامل می‌شوند (حاوی بیش از ۹۹ درصد اطلاعات هستند) انتخاب می‌شوند. یعنی استفاده از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی توانسته است ۵۴ بردار ویژگی را به سه بردار کاهش دهد که منجر به کاهش حجم محاسبات و به تبع آن، موجب افزایش سرعت طبقه‌بند شود؛ بنابراین جهت افزایش کارایی و سرعت طبقه‌بند، به جای استفاده از تمامی بردارهای اولیه ویژگی از سه مؤلفه اول به عنوان ورودی طبقه‌بند KNN برای طبقه‌بندی تصاویر به منظور تشخیص تقلب در شیره انگور استفاده شد.

برای تهیه تصاویر، از شیره انگور خالص و نمونه‌های تقلبی درون ظرف شیشه‌ای مخصوص عکسبرداری شد. سپس مراحل پیش پردازش، انتقال تصاویر به فضای رنگی و استخراج ویژگی‌های آماری از کانال‌های مختلف روی تصاویر تهیه شده انجام گرفت. برای کاهش ابعاد بردار ویژگی‌ها و حجم محاسبات، دقت یادگیری بالای طبقه‌بند، روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) برای کاهش ابعاد ویژگی به کار رفت. شکل (۶) نمودار اسکری یا شیب‌دار، طرحی از مقادیر کل تبیین شده به وسیله هر مؤلفه در ارتباط با سایر مؤلفه‌ها را نشان می‌دهد. در این شکل، واریانس مقادیر ویژه (Eigenvalue) و درصد واریانس روی محور Y و PC و



شکل (۶) نمودار درصد واریانس و مقادیر ویژه مؤلفه‌های اصلی (PCA)  
**Fig (6)** Graph of the variance percentage and eigenvalue for PCA

اجرای طبقه‌بند KNN با استفاده از بردار ویژگی‌های کاهش یافته به عنوان ورودی آن حاصل شد و ماتریس اغتشاش نمایش داده شده در جدول (۲) با توجه به آن تشکیل یافت.

تصاویر با توجه به شیره انگور خالص و تقلبات آن به صورت چهار کلاس: شیره انگور خالص، تقلب استفاده از شیره خرما، تقلب استفاده از شیره نیشکر و تقلب استفاده از محلول آب و شکر طبقه‌بندی شدند. عملکرد بهینه طبقه‌بند با ۵۰ بار

**جدول (۲)** ماتریس اغتشاش به‌دست آمده برای چهار کلاس شیر خالص و تقلبات آن با طبقه‌بند KNN برای داده‌های آموزش  
**Table (2)** The confusion matrix obtained for four pure syrup classes and its adulterations with the KNN classifier for training data

| شیره انگور خالص و تقلبات آن<br>Pure grape syrup and its adulterations            |                                     |   |   |  |
|--|-------------------------------------|---|---|--|
| منابع تغییرات<br>Sources of changes  | شیره انگور خالص<br>Pure grape syrup | تقلب استفاده از شیر خرمای<br>Adulteration using of date syrup | تقلب استفاده از شیر نیشکر<br>Adulteration using of cane syrup | تقلب استفاده از محلول آب و شکر<br>Adulteration using of water and sugar solution |
| شیره انگور خالص<br>Pure grape syrup  | 34                                  | 3   | 1   | 0  |
| تقلب استفاده از شیر خرمای<br>Adulteration using of date syrup                    | 4                                   | 28  | 8   | 0  |
| تقلب استفاده از شیر نیشکر<br>Adulteration using of cane syrup                    | 2                                   | 6   | 32  | 0  |
| تقلب استفاده از محلول آب و شکر<br>Adulteration using of water and sugar solution | 0                                   | 0   | 0   | 42   |

با تشکیل ماتریس اغتشاش، مقادیر شاخص‌های آماری به دست آمده برای تمام کلاس‌های مختلف شیر محاسبه شد (جدول ۳). در این جدول مقادیر میانگین شاخص‌های آماری برای هر کلاس، شامل: دقت، صحت، حساسیت، اختصاصی بودن و سطح زیر منحنی (AUC) برای داده‌های آموزش به ترتیب برابر با ۹۲/۵، ۸۴/۸۷، ۸۴/۶۸، ۹۵/۰۵ و ۸۹/۸۶ درصد به‌دست آمد.

**جدول (۳)** مقادیر شاخص‌های آماری مربوط به ماتریس اغتشاش به‌دست آمده برای چهار کلاس شیر خالص و تقلبات آن با طبقه‌بند KNN برای داده‌های آموزش

**Table (3)** The values of the statistical indices related to the confusion matrix obtained for four pure syrup classes and its adulterations with the KNN classifier for training data

| کلاس‌ها<br>Classes   | شاخص‌های آماری<br>Statistical indices |                  |                       |                             |                      |
|--|---------------------------------------|------------------|-----------------------|-----------------------------|----------------------|
|  | دقت<br>Accuracy                       | صحت<br>Precision | حساسیت<br>Sensitivity | اختصاصی بودن<br>Specificity | سطح زیر منحنی<br>AUC |
| شیره انگور خالص<br>Pure grape syrup  | 93.75                                 | 89.47            | 85                    | 96.67                       | 90.83                |
| تقلب استفاده از شیر خرمای<br>Adulteration using of date syrup                    | 86.87                                 | 70               | 75.67                 | 90.24                       | 82.96                |
| تقلب استفاده از شیر نیشکر<br>Adulteration using of cane syrup                    | 89.37                                 | 80               | 87.05                 | 93.28                       | 85.67                |
| تقلب استفاده از محلول آب و شکر<br>Adulteration using of water and sugar solution | 100                                   | 100              | 100                   | 100                         | 100                  |
| میانگین به ازای هر کلاس<br>Average per class                                     | 92.50                                 | 84.87            | 84.68                 | 95.05                       | 89.86                |

مشخص شده توسط طبقه‌بند را ارزیابی می‌کند. حساسیت، تأثیر طبقه‌بند روی برچسب‌های مثبت و چگونگی تأثیر طبقه‌بند با برچسب منفی را تشخیص می‌دهد و سطح زیر منحنی، توانایی طبقه‌بند برای اجتناب از طبقه‌بندی نادرست است. همانگونه که از نتایج جدول (۵) قابل مشاهده است طبقه‌بند KNN توانسته است طبقه‌بندی مطلوبی جهت تشخیص تقلب در شیره انگور برای داده‌های آزمون داشته باشد.

در جدول (۴) ماتریس اغتشاش حاصل از داده‌های آزمون برای چهار کلاس مختلف تشکیل شده و در جدول (۵) مقادیر شاخص‌های آماری محاسبه شده برای تمام کلاس‌های مختلف شیره خالص و تقلبات آن آمده است. با توجه به جدول (۵)، مقادیر میانگین به ازای هر کلاس دقت، صحت، حساسیت، اختصاصی بودن و سطح زیر منحنی (AUC)، به ترتیب برابر با ۹۶/۲۵، ۹۱/۶۷، ۹۱/۱۹، ۹۷/۷۹ و ۹۴/۴۹ درصد است. دقت، روی تأثیر کلی طبقه‌بند تمرکز می‌کند. صحت، شرط کلاس برچسب داده‌ها با برچسب‌های مثبت

**جدول (۴)** ماتریس اغتشاش به‌دست آمده برای چهار کلاس شیره خالص و تقلبات آن با طبقه‌بند KNN برای داده‌های آزمون

**Table (4)** The confusion matrix obtained for four pure syrup classes and its adulterations with the KNN classifier for test data

| شیره انگور خالص و تقلبات آن                    |                                  |                                  |            |                  | کلاس‌ها<br>Classes   |
|--|----------------------------------|----------------------------------|------------|------------------|--|
| Pure grape syrup and its adulterations         |                                  |                                  |            |                  |  |
| تقلب استفاده از محلول آب و شکر                 | تقلب استفاده از شیره نیشکر       | تقلب استفاده از شیره خرما        | انگور خالص | Pure grape syrup |  |
| Adulteration using of water and sugar solution | Adulteration using of cane syrup | Adulteration using of date syrup |            |                  |  |
| 0  | 0                                | 0                                | 14         |                  | شیره انگور خالص<br>Pure grape syrup  |
| 0  | 2                                | 6                                | 1          |                  | تقلب استفاده از شیره خرما<br>Adulteration using of date syrup                    |
| 0  | 5                                | 0                                | 0          |                  | تقلب استفاده از شیره نیشکر<br>Adulteration using of cane syrup                   |
| 12   | 0                                | 0                                | 0          |                  | تقلب استفاده از محلول آب و شکر<br>Adulteration using of water and sugar solution |

**جدول (۵)** مقادیر شاخص‌های آماری مربوط به ماتریس اغتشاش به‌دست آمده برای چهار کلاس شیره خالص و تقلبات آن با طبقه‌بند KNN برای داده‌های آزمون

**Table (5)** The values of the statistical indices related to the confusion matrix obtained for four pure syrup classes and its adulterations with the KNN classifier for test data

| شاخص‌های آماری       |                             |                       |                  |                 | منابع تغییرات<br>Sources of changes                           |
|----------------------|-----------------------------|-----------------------|------------------|-----------------|---|
| Statistical indices  |                             |                       |                  |                 |   |
| سطح زیر منحنی<br>AUC | اختصاصی بودن<br>Specificity | حساسیت<br>Sensitivity | صحت<br>Precision | دقت<br>Accuracy |   |
| 96.67                | 100                         | 93.33                 | 100              | 97.50           | شیره انگور خالص<br>Pure grape syrup                           |
| 95.59                | 91.17                       | 100                   | 66.67            | 92.50           | تقلب استفاده از شیره خرما<br>Adulteration using of date syrup |
| 85.71                | 100                         | 71.42                 | 100              | 95              | تقلب استفاده از شیره نیشکر                                    |

| Adulteration using of cane syrup |       |       |       |       |  |
|----------------------------------|-------|-------|-------|-------|--|
| تقلّب استفاده از محلول آب و شکر  |       |       |       |       |  |
| 100                              | 100   | 100   | 100   | 100   | Adulteration using of water and sugar solution |
| میانگین به ازای هر کلاس          |       |       |       |       |  |
| 94.49                            | 97.79 | 91.19 | 91.67 | 96.25 | Average per class                              |

مدل‌سازی مستقل نرم مقایسه کلاس (SIMCA)، تجزیه و تحلیل حداقل مربعات جزئی (PLS-DA) و مدل‌سازی چگالی حداقل مربعات جزئی (PLS-DM) استفاده شد. نتایج نشان داد که تجزیه و تحلیل حداقل مربعات جزئی (PLS-DA) بهترین عملکرد را با حساسیت نزدیک به ۱۰۰٪ ارائه کرده است [۳۳].

طیف‌سنجی مادون قرمز نزدیک (NIR) همراه با روش‌های شیمی‌سنجی توسط زو و همکاران (۲۰۱۰)، برای تشخیص تقلّب در عسل مورد بررسی قرار گرفت. داده‌های طیفی به ترتیب با استفاده از تبدیل موجک (WT) و تجزیه و تحلیل مؤلفه اصلی (PCA) فشرده شدند. در این مقاله، پنج مدل-سازی طبقه‌بندی از جمله ماشین بردار پشتیبانی حداقل مربع (LS-SVM)، ماشین بردار پشتیبانی (SVM)، شبکه عصبی مصنوعی پس انتشار (BP-ANN)، تجزیه و تحلیل جداکننده خطی (LDA) و نزدیک‌ترین همسایگی (KNN) برای طبقه‌بندی صحیح نمونه‌های عسل خالص و تقلبی به کار رفت. اثر بخش‌تر از PCA، به‌عنوان ابزاری برای انتخاب متغیرها بود. نتایج نشان داد که طیف‌سنجی با مدل‌سازی طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبانی حداقل مربع (LS-SVM)، به‌ترتیب با دقت، حساسیت، اختصاصی بودن و سطح زیر منحنی ۹۵/۱، ۹۳/۱، ۱۰۰ و ۹۵/۲ درصد می‌تواند به عنوان یک روش غربالگری سریع برای تشخیص تقلبی بودن عسل به کار رود [۳۴].

#### ۴. نتیجه‌گیری

با توجه به ارزش غذایی شیره انگور به‌عنوان یکی از مهم‌ترین فرآورده‌های انگور در رژیم غذایی انسان، یافتن روشی اقتصادی و غیرمخرب که به‌صورت مستقیم و با سرعت و دقت بالا بتواند اساسی‌ترین فاکتور کیفی آن یعنی تشخیص تقلّب، را مورد ارزیابی قرار دهد دارای اهمیت بسزایی است؛

تشخیص تقلّب در شیره انگور توسط نادری بلداجی و همکاران (۲۰۱۸)، با استفاده از تکنیک طیف‌سنجی دی‌الکتریک و تجزیه و تحلیل‌های شیمیایی به وسیله دو حسگر اسپکترومتر دی‌الکتریک با اندازه‌گیری پهنای خازنی (PPC) و رزوناتور استوانه‌ای (CSR) مورد بررسی و مقایسه قرار گرفت. نتایج نشان داد که سنسور (PPC) مرتبط با طبقه‌بند (SVM) با استفاده از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) منجر به بالاترین دقت (۱۰۰٪) شده است [۱۷].

تشخیص تقلّب در شیره انگور به‌وسیله یک بینی الکترونیکی متشکل از هشت حسگر نیمه‌رسانای اکسید فلزی مختلف (MOS) به همراه شیمی‌سنجی توسط قاسمی و رنماخواستی و همکاران (۲۰۱۹)، انجام شده است. بدین منظور شیره انگور خالص را در سطوح وزنی ۷۵ درصد با شیره‌های ارزان‌قیمت، مانند رب انگور، شیره خرما و محلول شکر در آب مخلوط کردند. داده‌ها و سیگنال‌های تولیدشده از حسگرها (MOS) با استفاده از واریانس طبیعی استاندارد (SNV) و روش تحلیل مؤلفه‌های اساسی (PCA) نرمال شدند؛ علاوه بر (PCA)، از تجزیه و تحلیل خوشه‌ای سلسله‌مراتبی (HCA)، برای شناسایی شباهت‌های مختلف بین شیره انگور خالص و ترکیب‌های به عمل آمده، استفاده شد. از تجزیه و تحلیل جداکننده خطی (LDA) و ماشین بردار پشتیبانی چند طبقه (SVM)، برای تجزیه و تحلیل طبقه‌بندی استفاده شد. نتایج نشان داد عملکرد SVM به‌طور قابل‌توجهی بهتر از LDA با دقت طبقه‌بندی ۹۸/۶ درصد، برای تشخیص شیره انگور خالص از نمونه‌های تقلبی بود. [۳۲].

شنگ وای میو و همکاران (۲۰۱۸)، تشخیص تقلّب در شربت انگور به وسیله نوشیدنی‌های ارزان‌قیمت با استفاده از تکنیک طیف‌سنجی مادون قرمز و استراتژی‌های طبقه‌بندی چندمتغیره را مورد بررسی قرار داده‌اند. بدین‌منظور از

استفاده شد. همچنین طبقه‌بندی تصاویر به کمک طبقه‌بند KNN صورت گرفت. سپس شاخص‌های آماری نظیر دقت، صحت، حساسیت، اختصاصی بودن و سطح زیر منحنی به منظور ارزیابی طبقه‌بند به کار رفت؛ بنابراین نتایج حاصل از این طبقه‌بندی نشان داد که این سیستم از قابلیت تشخیص تقلب در شیره انگور خالص، به عنوان یک روش هوشمند، آسان، ارزان، سریع، غیرمخرب و با دقت، برخوردار است.

بنابراین در این پژوهش روش پردازش تصویر در ترکیب با طبقه‌بند KNN، برای تشخیص تقلب در شیره انگور به کار گرفته شد؛ بدین ترتیب تصاویر از شیره انگور خالص و تقلبات آن تهیه شده، وارد مراحل پیش‌پردازش و انتقال به فضای رنگی RGB، HSI و  $L^*a^*b^*$  شدند و در نهایت ویژگی‌های آماری مرتبط با بافت تصاویر از هر یک از کانال‌های مذکور استخراج شدند. به منظور افزایش سرعت و دقت طبقه‌بندی از روش کاهش ابعاد PCA برای کاهش ابعاد ماتریس ویژگی

## منابع

- [1] Dehghanian, S., Mortazavi, A., Nasiri, M., & Ghorbany, M. (2001). Allocation of efficient factors in production of grapes with emphasis on sustainable agriculture in the Khorasan province. *J. Agri. Sci. Technol.*, 15, 143-153.
- [2] Aminian, M., & Abedinia, A. R. (2011). Study of possibility of replacement of sugar with grape syrup in the traditional syrup sweetmeat. *National Conference on Food Industries, 27-28 February, Quchan, Iran*. [In Persian]
- [3] Tavakolipour, H., & Kalbasi Ashtari, A. (2013). Determination of rheological properties of grape molasses. *J. Nut. Food Sci. Technol.*, 40(10), 129-137. [In Persian]
- [4] MaghamiKia, H., & Ahmadzadeh GhaviDel, R. (2011). A review of processing, nutritional value and applications of grape syrup. *National Conference on Food Industries, 27-28 February, Quchan, Iran*. [In Persian]
- [5] Saghari, V., & Shakouri, Sh. (2013). Investigating the effect of replacing grape syrup with sugar in enriched biscuits. *2<sup>th</sup> National Conference on Food Industries, 29-30 April, Quchan, Iran*. [In Persian]
- [6] Batu, A., Arslan, A., & Eroğlu, A. (2014). Effects of black grape syrup on texture, colour and sensory qualities of value added Turkish delight (Lokum). *J. Food Sci.*, 8, 1-8.
- [7] Jha, S.N., Jaiswal, P., Grewal, M.K., Gupta, M., & Bhardwaj, R. (2016). Detection of adulterants and contaminants in liquid foods. *J. Food Sci.*, 56, 1662-1684.
- [8] Hong, E., Lee, S.Y., Jeong, J.Y., Park, J.M., Kim, B.H., Kwon, K., & Chun, H.S. (2017). Modern analytical methods for the detection of food fraud and adulteration by food category. *J. Agri. Sci.*, 97, 3877-3896.
- [9] Azad, T., & Ahmed, S. (2016). Common milk adulteration and their detection techniques. *Int. J. Food Contam.* 3(22).
- [10] Ellis, D.I., Muhamadali, H., Allen, D.P., Elliott, C.T., & Goodacre, R. (2016). A flavour of omics approaches for the detection of food fraud. *Curr Opin Food Sci.*, 10, 7-15.
- [11] Ren, J., Deng, T., Huang, W., Chen, Y., & Ge, Y. (2017). A digital PCR method for identifying and quantifying adulteration of meat species in raw and processed food. *PLoS One.*, 12(3): e0173567.
- [12] El Darra, N., Rajiha, H.N., Saleh, F., Al-Oweini, R., Maroum, R.G., & Louka, N. (2017). Food fraud detection in commercial pomegranate molasses syrups by UV-VIS spectroscopy, ATR FTIR spectroscopy and HPLC methods. *Food Control.* 78, 132-137.
- [13] Maurer, M.M., Mein, J.R., Chaudhuri, S.K., & Constant, H.L. (2014). An improved UHPLC-UV method for separation and quantification of carotenoids in vegetable crops. *Food Chem.*, 165, 475-482.
- [14] Subari, N., Saleh, J.M., Shakaff, A.Y.M., & Zakaria, A. (2012). A hybrid sensing approach for pure and adulterated honey classification. *Sensors.* 12, 14022-14040.

- [15] Jackman, P., Sun, D.W., & Allen, P. (2011). Recent advances in the use of computer vision technology in the quality assessment of fresh meats. *Trends Food Sci. Technol.*, 22(4), 185-197.
- [16] Ma, J., Sun, D.W., Qu, J.H., Liu, D., Pu, H., Gao, W.H & Zeng, X.A. (2016). Applications of computer vision for assessing quality of agri-food products: a review of recent research advances. *J. Critical Food Sci. Nutr.*, 56(1), 113-127.
- [17] Naderi-Boldaji, M., Mishra, P., Ahmadpour-Samani, M., Ghasemi-Varnamkhasti, M., Ghanbarian, D., & Izadi, Z. (2018). Potential of two dielectric spectroscopy techniques and chemometric analyses for detection of adulteration in grape syrup. *Measurement*. 127, 518-524.
- [18] Mahdiani, M., & Sadr Nia, H. (2010). Grade raisins using image processing: identification cap stem and color. In: Proceedings of the 6<sup>th</sup> National Congress of Agricultural Machinery and Mechanization, University of Tehran, 14-15 September, Karaj, Iran. [In Persian]
- [19] Fatahi, S., Taheri Geravand, A., & Shahbazi, F. (2017). Estimate freshness of chicken meat using image processing and artificial intelligent techniques. *Iran J biosys. Eng.*, 48(4), 491-503. [In Persian]
- [20] Yagoobi-Soureh, A., Alizadeh-Khaled Abad, M., & Rezazad Bari, M. (2013). Application of image processing for determination of L\*, a\*and b\*indices in color measurement of foods. *J. Food Res.*, 23(3), 411- 422.
- [21] Shi, Z., & He, L. (2010). Application of neural networks in medical image processing. In: Proceedings of the 2<sup>th</sup> International Symposium on Networking and Network Security, 2-4 April, Jingtangshan, China.
- [22] Kavi Niranjana, K., & Kalpana Devi, M. (2015). RGB to Lab Transformation Using Image Segmentation. *Int. J. Advance Res. Computer Sci. Management Stu.*, 3(11), 8-16.
- [23] Zhou, X., Yuan, J., & Liu, H. (2015). A traffic light recognition algorithm based on compressive tracking. *Int. J. Hybrid Info. Technol.*, 8(6), 323-332.
- [24] Chaudhary, P., Chaudhari, A. K., Cheeran, A.N., & Godara, Sh. (2012). Color Transform Based Approach for Disease Spot Detection on Plant Leaf. *Int. j. computer sci. tel.*, 3(6), 65-70.
- [25] Shahriar Sazzad, T. M., Islam, S., Mahbubur Rahman Khan Mamun, M. & Zahid Hasan, M.D. (2013). Establishment of an Efficient Color Model from Existing Models for Better Gamma Encoding In Image Processing. *Int. J. Image Proces.*, 7(1), 90-100.
- [26] Sangwine, S.J., & Horne, R. E. N. (1998). The Colour Image Processing Handbook. Chapman & Hall, London.
- [27] Goñi, S.M., & Salvadori, V.O. (2017). Color measurement: comparison of colorimeter vs. computer vision system. *J. Food Measur. Char.*, 11(2), 538-547.
- [28] Gonzalez, R.C., Woods, R.E., & Eddins, S.L. (2004). Digital Image Processing Using MATLAB, Pearson Prentice Hall: New Jersey, USA.
- [29] Khulal, U., Zhao, J., Hu, W., & Chen, Q. (2016). Nondestructive quantifying total volatile basic nitrogen (TVB-N) content in chicken using hyperspectral imaging (HSI) technique combined with different data dimension reduction algorithms. *Food Chem.*, 197, 1191-1199.
- [30] Oveisi Argane, F., & Erfanian Omidvar, A. (2008). Extracting features using cross-sectional information for classification of brain signals in brain-computer communication systems. *The CIS. J. Computer Sci. Eng.*, 6(3), 60-67.
- [31] Labatut, V., & Cheri, H. (2011). Accuracy Measures for the Comparison of Classifiers. *The 5th Int. Conf. Infor. Technol.*, Amman, Jordan.
- [32] Ghasemi-Varnamkhasti, M., Mishra, P., Ahmadpour-Samani, M., Naderi-Boldaji, M., Ghanbarian, D., Tohidi, M., & Izadi, Z. (2019). Rapid detection of grape syrup adulteration with an array of metal oxide sensors and chemometrics. *J. Eng. Agri, Envir. Food*. 12 (3) 351-359.
- [33] Sheng Whei Miaw, C., Martins Sena, M., De Souza, S.V.C., Pilar Callao, M., & Ruisanchez, I. (2018). Detection of adulterants in grape nectars by attenuated total reflectance Fourier-transform mid-infrared spectroscopy and multivariate classification strategies. *Food Chem.*, 266, 254-261.
- [34] Zhu, X., Li, S., Shan, Y., Zhang, Z., Li, G., Su, D., & Liu, F. (2010). Detection of adulterants such as sweeteners materials in honey using near-infrared spectroscopy and chemometrics. *J. Food Eng.*, 101 (1) 92-97.



*Research Article***Application of computer vision on non-destructive detection of grape syrup adulteration****Amin Taheri-Garavand<sup>1\*</sup>, Majid Yousefian<sup>2</sup>****1. Assistant Professor, Mechanical Engineering of Biosystems Department, Lorestan University,****Khorramabad, Iran****2. MSc Student, Mechanical Engineering of Biosystems Department, Lorestan University, Khorramabad,****Iran****Abstract**

Grape is one of the most important garden products in the world because of its high waste some by-products like syrup are made from. The most important quality factor for grape syrup depends on its purity, which producers and consumers pay particular attention to. The grape syrup is one of the food products which are adulterated due to economic profit in the Iranian market. The development of simple, low cost, accurate and fast techniques to adulteration detection is essential in the food industry. In this study, the combination of image processing and nearest neighbor method (KNN) has been used for rapid and non-destructive adulteration detection of grape syrup. In this study, image processing combined with k-nearest neighbors are employed to fast and non-destructive adulteration detection of grape syrup. After image acquisition, the images are preprocessed and transformed into the RGB, HSI, and L\*a\*b\* color spaces and finally textural statistical features are extracted from each image channels. In order to reduce the feature matrix dimension and increase the speed and accuracy of classification the principal component analysis (PCA) is applied. KNN is used for classifying image into four classes. Then statistical indexes such as accuracy, precision, sensitivity, specificity, and area under the curve are calculated to evaluate the model that the values of these indexes are obtained 96.25, 91.67, 91.19, 97.79, and 94.49 %, respectively, for test data. Therefore, the results show that this system has the ability to detect adulteration in pure grape syrup as a smart, fast, non-destructive and accurate method.

**Keywords: grape syrup, adulteration detection, image processing, principal component analysis (PCA), classifier (KNN).**

---

\*Corresponding author: taheri.am@lu.ac.ir