



## استفاده از سامانه ماشین بویایی به منظور تشخیص تقلب در زیره کوهی

زهرا صفری امیری<sup>۱</sup>، مهدی قاسمی ورنامخواستی<sup>۲\*</sup>، مجتبی توحیدی<sup>۳</sup>، سید سعید محتسبی<sup>۴</sup>، مجید دولتی<sup>۵</sup>

۱. دانش آموخته کارشناسی ارشد، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهرکرد
۲. دانشیار، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهرکرد
۳. دانش آموخته دکتری، باشگاه پژوهشگران جوان، دانشگاه آزاد اسلامی واحد شهرکرد
۴. استاد، گروه مهندسی ماشین‌های کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران
۵. استادیار، گروه علوم و مهندسی صنایع غذایی، دانشکده فنی و منابع طبیعی تویسرکان، دانشگاه بوعلی سینا همدان

(تاریخ دریافت: ۹۶/۶/۳۱، تاریخ آخرین بازنگری: ۹۶/۹/۵، تاریخ پذیرش: ۹۶/۹/۲۵)

### چکیده

زیره سیاه به‌عنوان یکی از ارزشمندترین گیاهان دارویی کاربرد گسترده‌ای در صنایع دارویی و غذایی دارد و با توجه به تفاوت بالای قیمت و کیفیت بین گونه‌های مختلف آن، تقلب‌هایی در هنگام عرضه این محصول صورت می‌گیرد که منجر به نارضایتی مصرف‌کنندگان شده است. در این پژوهش، یک سامانه ماشین‌بویایی بر پایه هشت حسگر نیمه هادی اکسید فلزی در ترکیب با روش شناسایی الگو به منظور تشخیص سطوح مختلف تقلب ایجاد شده در زیره و ارزیابی اصالت آن به‌کار گرفته شد. از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی به منظور تحلیل داده‌های استخراج شده از سیگنال پاسخ حسگرها استفاده شد. بر اساس نتایج به‌دست آمده، تحلیل مؤلفه‌های اصلی با دو مؤلفه‌ی اصلی PC1 و PC2، ۹۴٪ واریانس مجموعه‌ی داده‌ها را برای نمونه‌های مورد استفاده توصیف کردند. در مجموعه حسگری، حسگرهای MQ4 و FIS بیش‌ترین مقادیر ضریب لودینگ و حسگرهای MQ3، MQ135 و TGS813 کم‌ترین مقدار این ضریب را به خود اختصاص دادند. سپس طبقه‌بندی نمونه‌ها با استفاده از تکنیک‌های ماشین بردار پشتیبان (SVM) و درخت تصمیم‌گیری (DT) انجام شد. با کاربرد ماشین بردار پشتیبان با تابع کرنل خطی، دقت آموزش و اعتبارسنجی ۱۰۰٪ و ۹۷/۵٪ به‌دست آمد. هم‌چنین میزان موفقیت روش DT در تفکیک و طبقه‌بندی نمونه‌های زیره تقلبی ۹۰٪ برآورد شد.

واژه‌های کلیدی: سامانه ماشین بویایی، زیره، تقلب.

## ۱- مقدمه

ترکیبات فرارشان در کنترل کیفیت آن‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد [۱۳].

بینی الکترونیکی شامل مجموعه‌ای از حسگرهای الکتروشیمیایی است که قادر به شناسایی بوهای ساده یا پیچیده می‌باشد [۱۴]. به‌طور کلی، بینی الکترونیکی ابزاری غیرمخرب و قابل اعتماد است که نسبت به سایر روش‌ها مزیت‌هایی چون کاربری آسان، هزینه کم و سرعت بالا دارد [۱۵، ۱۶]. استفاده از بینی الکترونیکی در دهه گذشته افزایش چشمگیری داشته و با دستاوردهای قابل توجهی در صنایع غذایی همراه بوده است. از جمله این تحقیقات می‌توان به ارزیابی اصالت محصولات به‌منظور تشخیص تقلب صورت گرفته در آن‌ها مانند زعفران [۸]، ادویه مخلوط [۱۷] و چای [۱۸]، همچنین ارزیابی کیفی محصولات غذایی مختلف از جمله قهوه [۱۹، ۲۰]، فلفل سفید [۲۱]، چای سبز [۲۲] و کاسنی [۲۳] اشاره کرد.

با توجه به جستجوهای به‌عمل آمده، تاکنون تحقیقی به‌منظور تشخیص تقلب در زیره با استفاده از ماشین بویایی (بینی الکترونیکی) مشاهده نشده است. لذا در این پژوهش استفاده از یک سامانه ماشین بویایی به‌عنوان روشی جدید و به‌منظور ارزیابی اصالت زیره مد نظر قرار گرفته است.

## ۲- مواد و روش‌ها

## ۲-۱- آماده سازی نمونه‌ها

ابتدا نمونه‌های مورد نظر شامل زیره کوهی مرغوب و زیره سیاه نامرغوب از منطقه کرمان تهیه شدند. منظور از زیره سیاه نامرغوب، زیره سبزی است که با ماده‌ای سیاه رنگ می‌شود و به‌عنوان زیره سیاه به فروش می‌رسد. نمونه‌ها تا زمان آغاز آزمایش‌ها در مکانی خشک و تاریک و در دمای اتاق (به‌منظور به حداقل رساندن تغییرات فیزیکی یا شیمیایی) نگهداری شدند. سپس زیره کوهی اصل با نسبت‌های مختلف وزنی ۱۵، ۳۰ و ۴۵٪ با زیره سیاه نامرغوب مخلوط و نمونه‌های زیره تقلبی تهیه و سپس آزمایش‌های مورد نظر برای هر نمونه انجام شدند (شکل ۱).

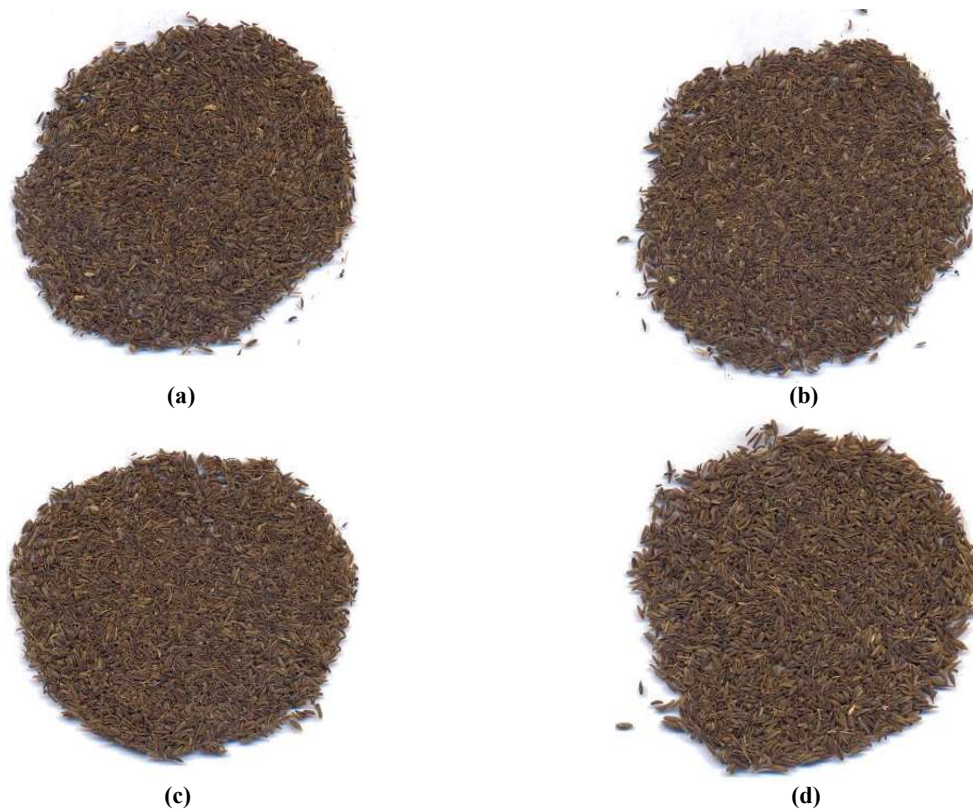
## ۲-۲- ماشین بویایی (بینی الکترونیکی)

در این پژوهش به‌منظور تشخیص تقلب صورت گرفته در زیره کوهی، از سامانه ماشین بویایی ساخته شده در دانشگاه

زیره سیاه، گیاهی دو ساله و خودگشن از خانواده چتریان (*umbelliferae*) و از قدیمی‌ترین گیاهان دارویی و معطر است که از اسانس آن در تولید لوازم آرایشی و بهداشتی و از دانه‌های آن به‌عنوان چاشنی و طعم‌دهنده در مواد غذایی استفاده می‌شود [۳-۱]. همچنین از زیره سیاه به‌عنوان یکی از مهم‌ترین ترکیبات تشکیل‌دهنده دمنوش‌ها و ادویه‌های مخلوط یاد می‌شود [۷-۴]. این محصول بومی منطقه غرب آسیا، اروپا و شمال آفریقا است و یکی از مهم‌ترین و با ارزش‌ترین گیاهان دارویی و صادرات غیرنفتی ایران به‌شمار می‌رود. ایران ۲۰ تا ۴۰٪ از نیاز بازار جهانی را تأمین می‌کند [۱، ۶].

تقلب در محصولات غذایی شامل افزودن هر نوع مواد ارزان به مواد گران‌قیمت و با ارزش به‌منظور کاهش مقدار محصول گران‌قیمت و در نتیجه تولید محصولات با هزینه کم‌تر و دستیابی به بالاترین سود است [۸]. به‌دلیل افزایش تقلب در مواد غذایی، نیاز فزاینده‌ای برای کنترل و جلوگیری از این امر و توسعه روش‌های تحلیلی و تشخیص سریع در زمینه ارزیابی اصالت مواد غذایی احساس می‌شود [۹].

تقلب‌های مختلف به‌دلیل ارزش اقتصادی بالای زیره سیاه خودرو (زیره کوهی)، در این محصول انجام می‌شود. متداول‌ترین تقلب در این زمینه، افزودن زیره نامرغوب و ارزان‌قیمت به زیره‌های مرغوب و به فروش رساندن آن‌ها به‌عنوان زیره باکیفیت و اصیل به مشتریان است. این کار با عدم رضایت مصرف‌کنندگان همراه شده است لذا تشخیص تقلب زیره به‌عنوان یک گیاه دارویی با ارزش اقتصادی و صادراتی بالا، هم در صنایع ادویه‌سازی و هم برای مصرف‌کنندگان حائز اهمیت است. روش‌های مختلفی برای ارزیابی کیفی و تشخیص تقلب در مواد غذایی مورد استفاده قرار می‌گیرد که از میان آن‌ها طیف‌سنجی و کروماتوگرافی گازی بیش‌ترین کاربرد را دارند [۸، ۱۰]. این روش‌ها، به‌طور معمول پرهزینه و وقت‌گیر هستند و نیاز به کاربر متخصص دارند [۱۱، ۱۲]. عطر و طعم بعضی از محصولات غذایی از ویژگی‌های کلیدی برای تعیین کیفیت آن‌ها است. ترکیبات فرار منحصر به فرد ممکن است منجر به شناسایی بعضی از محصولات و یا تأیید اصالت آن‌ها شوند [۱۰]. ادویه‌جات از محصولاتی هستند که عطر و طعم



شکل (۱) نمونه‌های زیره با سطوح مختلف تقلب، (a) بدون تقلب، (b) ۱۵٪ تقلب، (c) ۳۰٪ تقلب، (d) ۴۵٪ تقلب.

Fig.1 Caraway samples with different levels of adulteration, a) without adulteration b) 15% adulteration, c) 30% adulteration d) 45% adulteration.

داده شد و اجازه داده شد فضای فوقانی نمونه به مدت ۱۲۰۰ s با ترکیبات فرار تولید شده (بوی نمونه) اشباع شود. فرایند نمونه‌برداری از سه مرحله تشکیل شده است: تصحیح خط مینا، تزریق بوی نمونه و اندازه‌گیری و پاک کردن محفظه حسگرها با هوای تمیز.

با توجه به منحصر به فرد بودن برنامه زمان‌بندی سامانه ماشین بویایی در هر یک از مراحل ذکر شده و برای هر نوع کاربرد، با تغییر کاربری سامانه، مراحل بار دیگر زمان‌بندی خواهند شد [۲۵]. در این پژوهش نیز با انجام آزمایش‌های متعدد و بررسی پاسخ حسگرها در هر آزمایش، زمان‌بندی مناسب حاصل شد. در مرحله تصحیح خط مینا، گاز اکسیژن به مدت ۱۵۰ s از روی حسگرها عبور داده شد تا پاسخ آرایه حسگرها به حالت پایدار برسد. در مرحله اندازه‌گیری، بوی حاصل از نمونه‌ها به وسیله یک پمپ هوا که در داخل محفظه نمونه و روی درب آن تعبیه شده است، با دبی ثابت ۱/۳ L/min به محفظه حسگرها تزریق شد. زمان مورد نیاز برای رسیدن

استفاده شد [۲۴]. این سامانه از مجموعه آرایه حسگری، محفظه نمونه‌گیری، پمپ، شیرهای برقی، منبع تغذیه، کپسول اکسیژن، سامانه تحویل داده و الگوریتم‌های مناسب جهت تشخیص و تحلیل داده تشکیل شده است. آرایه حسگری مورد استفاده در این سامانه از هشت حسگر نیمه هادی اکسید فلزی مختلف با نام‌های تجاری (TGS (Glenview, USA)، FIS (Osaka, Japan) و MQ (Hanwai, China) تشکیل شده است. در جدول (۱) به مشخصات حسگرهای مورد استفاده در این سامانه اشاره شده است.

برای حصول اطمینان از پایداری دمایی حسگرها به منظور دستیابی به بهترین عملکرد در محدوده دمایی مناسب (۳۰۰-۵۰۰ °C)، ۱۲۰۰ s قبل از شروع آزمایش‌ها، مجموعه حسگری که توسط یک بورد واسط کنترل می‌شود، با اعمال ولتاژ مستقیم ۵ v به گرم‌کن حسگرها (با توجه به برگه اطلاعات ارائه شده توسط شرکت‌های سازنده) شروع به کار می‌کند. در هر آزمایش، ۲۰ g از نمونه مورد نظر در محفظه

جدول (۱) نام، مشخصات و محدوده تشخیص حسگرهای مورد استفاده در بینی الکترونیکی  
 Table 1. The name, specification and detection range of the sensors used in the electronic nose

محدوده تشخیص Detection range(ppm)	کاربردهای اصلی Main applications	شماره حسگر Sensor number	نام تجاری Trade mark
500- 10000	متان، پروپان، بوتان	S1	TGS813
100- 10000	هیدروژن	S2	MQ8
200- 10000	متان، گاز طبیعی	S3	MQ4
50- 5000	بخار حلال‌های آلی	S4	TGS822
1- 200	سولفید هیدروژن	S5	MQ136
10- 300	آمونیاک، الکل، دود، بنزن و دی اکسید کربن	S6	MQ135
0.05- 10	الکل	S7	MQ3
1-10 (سولفید هیدروژن) 10 – 100 (اتانول، آمونیاک، هیدروژن)	کنترل کیفیت هوا	S8	FIS

خط مبنا به منظور جبران نویز و رانش، افزایش کیفیت پاسخ حسگرها و اغلب برای سیگنال‌هایی که ذاتاً بزرگ یا کوچک هستند استفاده می‌شود [۲۴، ۲۸]. روش‌های مختلفی از جمله روش اختلافی، نسبی و کسری به منظور تصحیح خط مبنا وجود دارد که در هر پژوهش بسته به نوع حسگر مورد استفاده، کاربردهای حسگر و هم‌چنین ترجیح محققان، یکی از این روش‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد [۲۸] (جدول ۲). در این پژوهش، به منظور تصحیح خط مبنا، روش کسری به کار گرفته شد. از مزایای این روش علاوه بر تصحیح خط مبنا، نرمال‌سازی داده‌ها و کاربرد گسترده در حسگرهای نیمه هادی اکسید فلزی (MOS) می‌باشد [۲۴، ۲۶].

#### ۲-۴- روش‌های تحلیل داده

برای آنالیز داده‌های جمع آوری شده، داده‌ها پس از پیش‌پردازش، جهت تجزیه و تحلیل به روش‌های تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)، ماشین بردار پشتیبان<sup>۲</sup> (SVM) و درخت تصمیم‌گیری<sup>۳</sup> (DT) سپرده شدند.

PCA یک روش تشخیص الگوی بدون نظارت و یک تبدیل خطی متعامد است که داده را به دستگاه مختصات جدید می‌برد به صورتی که بزرگ‌ترین واریانس داده بر روی اولین محور مختصات، دومین بزرگ‌ترین واریانس بر روی دومین محور مختصات و الی آخر قرار می‌گیرد. با این کار به آسانی،

1. Principal Component Analysis  
 2. Support Vector Machine  
 3. Decision Tree

پاسخ حسگرها به مقدار ماکزیمم، ۲۵۰ s در نظر گرفته شد. در این مرحله، ولتاژ خروجی هر حسگر بسته به نوع حسگر و میزان حساسیت آن نسبت به بوی نمونه‌ها تغییر می‌کند. در آخرین مرحله و به منظور تمیز کردن حسگرها، رساندن پاسخ حسگرها به خط مبنا و آماده کردن سامانه برای انجام آزمایش‌های بعدی، گاز اکسیژن به مدت ۱۰۰ s از روی حسگرها عبور داده شد.

پاسخ حسگرها در مراحل ذکر شده به وسیله یک سامانه تحصیل داده با قابلیت اتصال به یک رایانه (NI-USB 6009) و به وسیله رابط گرافیکی که توسط نرم افزار Labview 2013 برنامه‌ریزی شده بود، ثبت و ذخیره شد.

#### ۲-۳- استخراج ویژگی

اولین گام در تحلیل داده‌ها، پیش‌پردازش سیگنال‌های به دست آمده به منظور استخراج اطلاعات مربوطه از پاسخ‌های حسگر، بهبود کیفیت پایگاه داده ایجاد شده و آماده‌سازی داده‌ها برای مرحله تحلیل و تشخیص الگو است [۲۶]. انتخاب روش مناسب برای پیش‌پردازش داده‌ها بسیار مهم است و می‌تواند اثر قابل توجهی بر عملکرد روش‌های تشخیص الگو داشته باشد [۲۷]. با این‌که فناوری حسگر تاحدودی برانتخاب روش پیش‌پردازش مؤثر است، می‌توان سه مرحله کلی برای پیش‌پردازش داده‌ها در نظر گرفت. این مراحل عبارتند از: تصحیح خط مبنا، فشرده‌سازی و نرمال‌سازی [۲۶]. تصحیح

نمونه‌هایی که مرز کلاس‌ها را تشکیل می‌دهند، بردار پشتیبان نامیده می‌شوند (شکل ۲). هدف اصلی این روش طبقه‌بندی، یافتن ابرصفحه‌ای بهینه به عنوان یک سطح تصمیم‌گیری است به گونه‌ای که حاشیه‌ی بین دو کلاس را بیشینه کند.

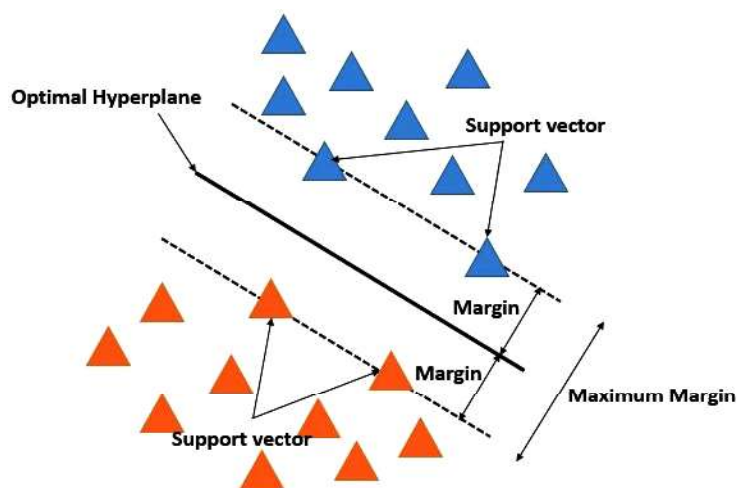
درخت تصمیم یکی از ابزارهای قوی برای پیش‌بینی و دسته‌بندی داده است که به علت سادگی، قابل فهم بودن و تفسیر آسان نتایج، از محبوبیت بالایی برخوردار است و استفاده از آن با رشد داده کاوی به طور فزاینده‌ای در حال افزایش است [۳۳]. این روش برای دسته‌بندی داده‌ها به محاسبات پیچیده‌ای نیاز ندارد و برای انواع داده‌ها از قبیل داده‌های عددی و طبقه‌ای (که مقادیر آن متنی و گروهی است) قابل استفاده می‌باشد. دقت این روش با سایر روش‌های دسته‌بندی قابل رقابت است. یک درخت تصمیم از تعدادی استلزام منطقی (قوانین اگر-آنگاه) تشکیل شده است. به طور معمول مهم‌ترین اطلاعات به دست آمده از درخت، مجموعه قوانین استخراج شده از آن می‌باشد. در ایجاد درخت تصمیم تعدادی سوال وجود دارد که با مشخص شدن پاسخ هر سوال، سوالی دیگر پرسیده می‌شود. اگر سوال‌های پرسیده شده متناسب با ویژگی‌ها باشند، مجموعه‌ای کوتاه از سوالات برای پیش‌بینی دسته‌ی مربوط به هر داده جدید کافی می‌باشد. الگوریتم درخت تصمیم با پرسشی آغاز می‌شود که بهترین تفکیک را برای دسته‌ها به همراه داشته باشد. در مراحل بعدی، همین کار برای گره‌های بعدی با داده‌های کم‌تر صورت می‌گیرد تا بهترین قوانین (قواعد) ایجاد شوند. درخت ایجاد شده

جدول (۱) روش‌های استاندارد پیش‌پردازش داده‌ها  
Table 1. Standard methods for data preprocessing

فرمول Formula	روش مورد استفاده Methods
$y_s(t) = \frac{x_s(t) - x_s(0)}{x_s(0)}$	روش کسری Fractional method
$y_s(t) = x_s(t) - x_s(0)$	روش اختلافی Differential method
$y_s(t) = \frac{x_s(t)}{x_s(0)}$	روش نسبی Relative method

$x_s(t)$  پاسخ حسگر،  $x_s(0)$  پاسخ سطح مبنا و  $y_s(t)$  پاسخ نرمال شده.

تجسمی از تمام اطلاعات موجود در یک مجموعه داده ایجاد خواهد شد. تحلیل مؤلفه‌های اصلی می‌تواند برای کاهش ابعاد داده نیز مورد استفاده قرار گیرد. به این ترتیب مؤلفه‌هایی از مجموعه داده را که بیش‌ترین تأثیر را در واریانس دارد حفظ می‌کند. این روش به طور گسترده برای نمایش پاسخ بینی الکترونیکی به بوهای ساده و پیچیده به کار می‌رود و اطلاعاتی کیفی جهت تشخیص الگو در اختیار قرار می‌دهد [۲۹، ۳۰]. ماشین بردار پشتیبان یکی از روش‌های یادگیری با نظارت است که در زمینه‌های طبقه‌بندی، خوشه‌بندی و مدل‌سازی (رگرسیون) مورد استفاده قرار می‌گیرد [۲۹، ۳۱]. SVM یک طبقه‌بندی کننده دودویی است که قادر است کلاس‌ها را با استفاده از مرزهای خطی از هم جدا کند. در این روش،



شکل (۲) بردارهای پشتیبان و ابرصفحه در ماشین بردار پشتیبان.  
Fig 2. Support vectors and hyper-plane in support vector machine.

Agilent کشور آمریکا (با ستون HP- 5MS با مشخصات طول ۳۰ m، قطر داخلی ۰/۲۵ mm و گاز هلیوم به‌عنوان گاز حامل) و به‌کمک شاخص بازداری به‌صورت کمی و کیفی شناسایی شدند.

### ۳- نتایج و بحث

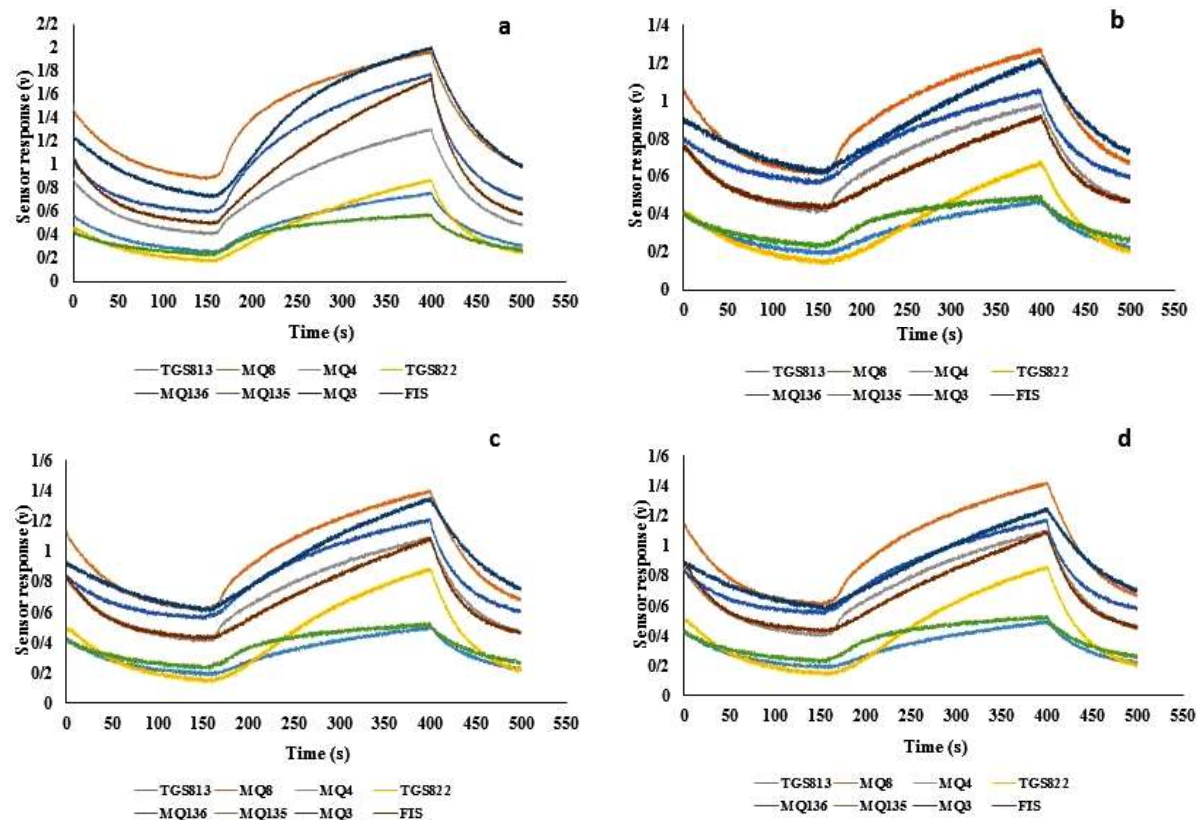
پاسخ ولتاژی حسگرها با ۱۰ تکرار برای تمام نمونه‌ها (زیره سیاه اصل، زیره سیاه با سطوح مختلف تقلب شامل تقلب ۱۵، ۳۰ و ۴۵٪ بر مبنای وزن) اندازه‌گیری شده و در نهایت پاسخ آرایه حسگری برای ۴۰ نمونه ثبت شد. با توجه به نرخ نمونه‌برداری ۵ داده در ثانیه، میانگین ۵ داده در نقطه ماکزیمم پاسخ مربوط به هر نمونه به‌عنوان توصیف‌کننده‌ای برای سیگنال‌های به‌دست آمده از آرایه حسگری، استخراج شد. سپس ماتریس ویژگی ۸ × ۴۰ حاصل از نمونه‌ها به‌عنوان ورودی روش‌های تحلیل داده استفاده شد. پاسخ حسگرهای مورد استفاده در واکنش به سطوح مختلف تقلب در زیره سیاه در شکل (۳) آورده شده‌است.

باید آن‌قدر بزرگ شود که امکان جداسازی بهتر برای داده‌های گره وجود نداشته باشد [۳۵، ۳۴].

در این پژوهش از نرم افزارهای x10.4 Unscrambler به‌منظور انجام تحلیل PCA و SVM و WEKA 3.6 به‌منظور پیاده‌سازی درخت تصمیم‌گیری استفاده شد.

### ۲-۵- آنالیز ترکیبات اسانس زیره کوهی با استفاده از GC/MS

برای شناسایی ترکیبات موجود در زیره کوهی منطقه کرمان، از دستگاه GC/MS استفاده شد. بدین منظور ابتدا اسانس نمونه موردنظر به روش تقطیر با آب و با استفاده از دستگاه کلونجر استخراج گردید. سپس اجزای مخلوط پس از جداسازی توسط ستون کروماتوگراف مدل Agilent Technologies-7890A ساخت شرکت Agilent کشور آمریکا، با استفاده از طیف‌سنج جرمی مدل Agilent Technologies-5975C ساخت شرکت



شکل (۳) پاسخ بینی الکترونیکی به سطوح مختلف تقلب در زیره سیاه (a) بدون تقلب، (b) ۱۵٪ تقلب، (c) ۳۰٪ تقلب، (d) ۴۵٪ تقلب.

Fig 3. Response of olfactory machine with different levels of adulteration, a) without adulteration b) 15% adulteration, c) 30% adulteration, d) 45% adulteration.

اصلی (نزدیکی بیش‌تر به دایره بیرونی) به معنای نقش بیش‌تر آن حسگر در تشخیص و تفکیک بین نمونه‌ها است. با توجه به نتایج حاصل از نمودار لودینگ، می‌توان حسگر یا حسگرهایی که کم‌ترین تأثیر را در تشخیص تمایز بین نمونه‌ها دارند حذف کرد. با این کار از پیچیدگی فرایند تحلیل داده کاسته می‌شود و هزینه ساخت آرایه حسگری نیز کاهش می‌یابد [۲۴]. نمودار لودینگ برای دو مؤلفه اصلی اول در شکل (۵) آورده شده است. مطابق شکل، حسگرهای MQ4 و FIS بیش‌ترین مقادیر ضریب لودینگ را داشته و بنابراین بیش‌ترین نقش را در تمایز بین نمونه‌ها ایفا می‌کنند. با وجود بالا بودن مقادیر ضریب لودینگ در این حسگرها، از آن‌جا که مقادیر این ضرایب به هم نزدیک است می‌توان نتیجه گرفت این دو حسگر تأثیر تقریباً یکسانی در شناسایی الگو دارند و به منظور سهولت در تحلیل داده‌ها می‌توان تنها از یکی از آن‌ها استفاده کرد. همان‌طور که در شکل مشاهده می‌شود حسگرهای MQ3، MQ135 و TGS813 دارای کم‌ترین مقادیر ضریب لودینگ و کم‌ترین تأثیر در تمایز بین نمونه‌ها هستند.

### ۳-۲- نتایج روش SVM

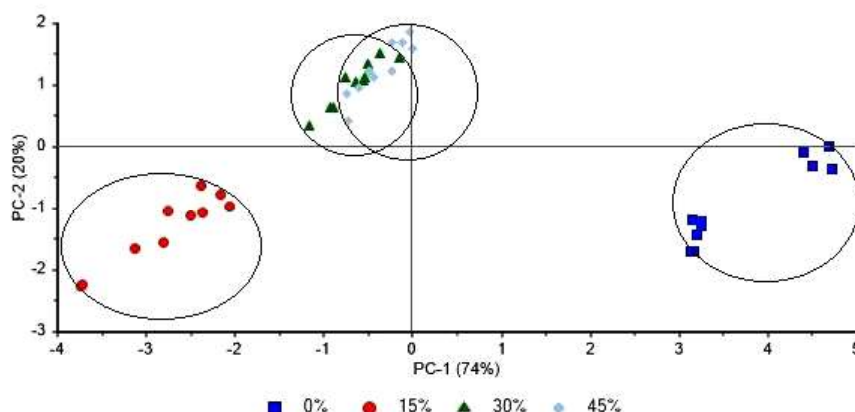
به منظور طبقه‌بندی داده‌ها از ماشین بردار پشتیبان نوع C-SVM استفاده شد و پارامترهای C و  $\gamma$  از طریق به حداقل رساندن خطای اعتبارسنجی و با سعی و خطا به دست آمدند. توابع کرنل خطی، چندجمله‌ای، گاوسی و سیگموئید برای

تفاوت در پاسخ خروجی حسگرها در مرحله اندازه‌گیری برای آزمایش‌های انجام شده، در شکل مذکور قابل تشخیص است.

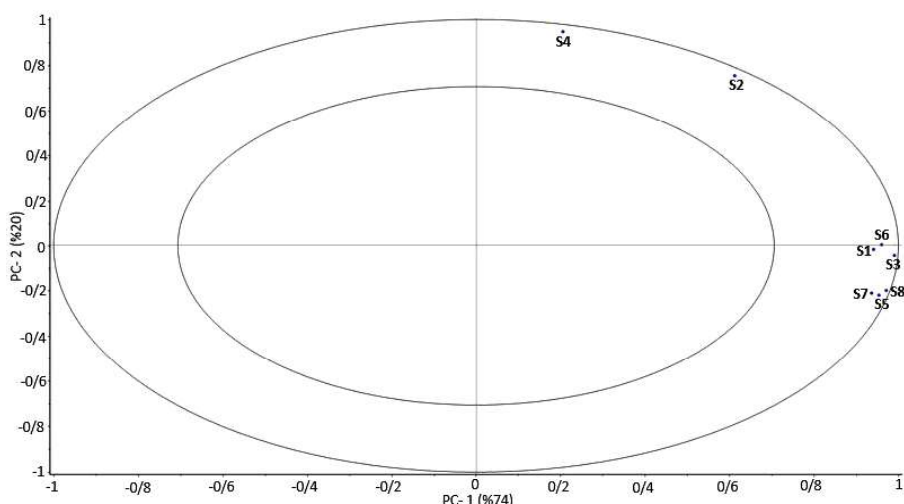
### ۳-۱- نتایج روش PCA

به منظور تشخیص تقلب در نمونه‌های زیره سیاه با استفاده از تحلیل داده‌های به دست آمده، از روش PCA استفاده شد. نمودار اسکور برای دو مؤلفه اصلی در شکل (۴) آورده شده است. به طور معمول از این نمودار برای طبقه‌بندی خوشه‌های مجزای داده جهت شناسایی الگوی موجود استفاده می‌شود [۲۶]. دو مؤلفه اصلی اول ۹۴٪ واریانس مجموعه داده‌ها ( $PC2=20\%$ ،  $PC1=74\%$ ) را برای تفکیک سطوح مختلف تقلب توصیف کردند. با توجه به نمودار اسکور، بین نمونه‌های زیره با سطوح مختلف تقلب، تمایز مناسبی وجود دارد به جز نمونه‌های مربوط به تقلب ۳۰ و ۴۵٪ که مقداری با هم هم‌پوشانی دارند. این وضعیت نشان می‌دهد پاسخ حسگرها به تقلب ۳۰٪ تا حدودی مشابه پاسخ آن‌ها به تقلب ۴۵٪ بوده است. کیانی و همکاران نمونه‌های زعفران مناطق مختلف را با دو مؤلفه اصلی اول ( $PC1$ ،  $PC2$ ) به مقدار ۹۸٪، شناسایی و از هم تفکیک کردند [۳۶].

تعیین نقش هر یک از حسگرها در ایجاد تمایز بین نمونه‌ها، به وسیله نمودار لودینگ امکان پذیر است [۲۴]. بدین منظور حسگرها در نمودار لودینگ با ضرایب مقادیر ویژه تصویر شدند (شکل ۵). بزرگ‌تر بودن مقدار لودینگ حسگر روی یک مؤلفه



شکل (۴) نمودار اسکور تحلیل PCA برای سطوح مختلف تقلب در زیره سیاه.  
Fig 4. PCA analysis score diagram for different levels of adulteration in caraway.



شکل (۵) نمودار لودینگ تحلیل PCA مربوط به دو مؤلفه اصلی برای سطوح مختلف تقلب در زیره سیاه.  
Fig 5. PCA analysis loading diagram for two main components for different levels of adulteration in caraway.

دارد. در این پژوهش نیز الگوریتم مذکور به کار گرفته شد. با توجه به ماهیت الگوریتم مورد استفاده، برای ارزیابی عملکرد درخت تصمیم ایجاد شده به داده‌های آموزشی و داده‌های آزمایشی نیاز است. بدین منظور از روش K-fold Cross validation استفاده شد. در این روش پارامتر K درخواست می‌شود و با توجه به مقدار آن، K مرتبه و در هر مرتبه K/1 داده‌ها به عنوان مجموعه‌ی داده‌های آزمایشی برای ارزیابی مدلی که با بقیه‌ی داده‌ها ایجاد شده استفاده می‌گردد و در انتها میانگین این K مرتبه اجرا به عنوان خروجی نهایی محاسبه می‌شود. در تحقیق حاضر  $K=10$  در نظر گرفته شد. شکل (۷) نمودار گرافیکی نتایج درخت تصمیم در طبقه‌بندی داده‌ها را نشان می‌دهد. اندازه درخت‌های طبقه‌بندی یکی از موارد مهمی است که در کارکرد آن‌ها تأثیر مستقیم دارد. بالا بودن تعداد برگ‌ها و گره‌ها به معنای بزرگ بودن درخت و کاهش دقت آن در طبقه‌بندی داده‌ها است. درخت تصمیم‌گیری ایجاد شده در این پژوهش از چهار برگ تشکیل شده است و تعداد کل گره‌های تشکیل‌دهنده درخت تصمیم‌گیری، ۷ می‌باشد. این درخت به دلیل کم‌حجم بودن دقت مناسبی ارائه داده است. به منظور ارزیابی عملکرد درخت تصمیم ایجاد شده پارامترهایی وجود دارد که در ادامه توضیحاتی راجع به آن‌ها آورده شده است [۳۷].

TP Rate: مخفف True Positive است و به معنای میزان

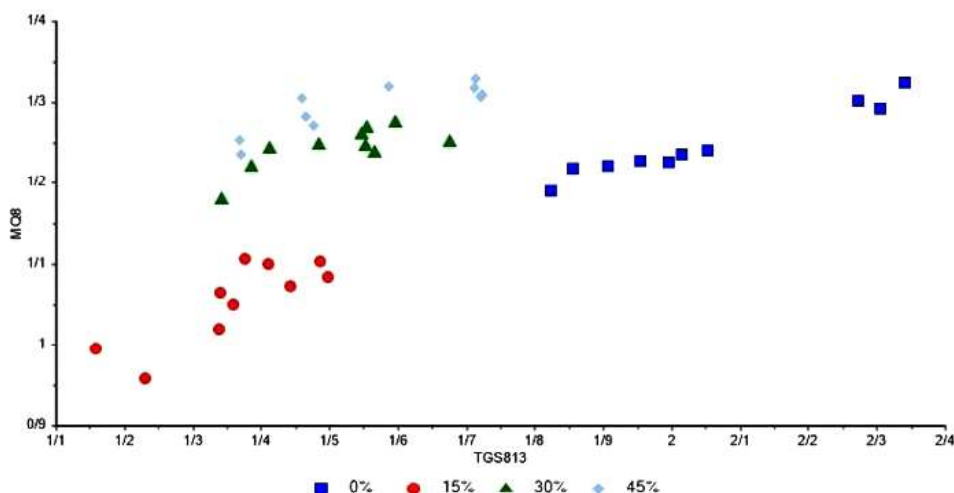
جداسازی کلاس‌ها به کار برده شد. از میان توابع کرنل استفاده شده، تابع خطی بالاترین دقت را در طبقه‌بندی نمونه‌های زیره نشان داد. پارامتر بهینه SVM برای این تابع  $C=4/642$  و دقت آموزش و صحت طبقه‌بندی به ترتیب ۱۰۰ و ۹۷/۵٪ به دست آمد. نتایج استفاده از این روش برای چهار نوع تابع کرنل در جدول (۳) آورده شده است. چن و همکاران کیفیت چای سبز را با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان با دقت ۱۰۰٪ برای داده‌های آموزشی و ۹۵٪ برای داده‌های آزمون مورد ارزیابی قرار دادند [۲۲].

ماشین بردار پشتیبان به منظور بررسی توانایی حسگرها در تفکیک نمونه‌ها و ایجاد تمایز بین آن‌ها نیز به کار گرفته شد. حسگرهایی که قادر به ایجاد بهترین تمایز بین کلاس‌های مختلف نمونه‌های زیره بودند در شکل (۶) نشان داده شده‌اند. حسگرهای TGS822 و MQ4 بهترین عملکرد را در تفکیک نمونه‌های زیره از خود نشان دادند. نتایج به دست آمده در این قسمت با بهترین حسگرهایی که توسط PCA معرفی شدند مطابقت دارد.

### ۳-۳-۳- نتایج روش درخت تصمیم‌گیری

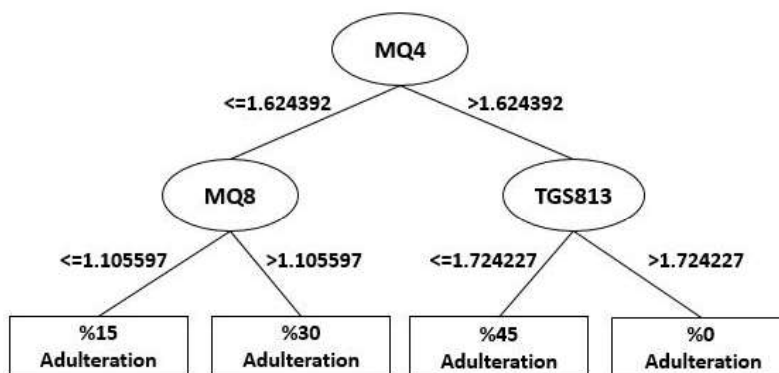
الگوریتم C4.5 از پرکاربردترین ساختارهای تصمیم است و در تحقیقات زیادی به منظور طبقه‌بندی داده‌ها مورد استفاده قرار گرفته است. این الگوریتم در نرم افزار WEKA، J48 نام





شکل (۶) جفت حسگرهایی که بهترین تمایز را بین سطوح مختلف تقلب ایجاد می کنند.

Fig. 6 Pair of sensors that make the best distinction between different levels of adulteration.



شکل (۷) نمودار درخت تصمیم گیری در طبقه بندی سطوح مختلف تقلب.

Fig. 7 Decision tree graph for the classification of different levels of adulteration.

جدول (۳) عملکرد و پارامترهای به دست آمده توسط ماشین بردار پشتیبان

Table 3 Performances and parameters obtained by support vector machine

دقت طبقه بندی در اعتبارسنجی Classification accuracy in validation (%)	دقت طبقه بندی در آموزش Classification accuracy in training (%)	پارامتر $\gamma$ Parameter	پارامتر C Parameter C	تابع کرنل Kernel function
97.5	100	-	4.642	خطی Linear
90	100	0.028	0.215	چند جمله ای درجه ۳ Polynomial (degree 3)
80	90	1.668	35.938	گوسی یا تابع پایه شعاعی Gaussian or radial basis function
25	25	0.01	100	سیگموئید Sigmoid

دسته‌بندی درست داده‌ها می‌باشد. FP Rate: مخفف False Positive است و به معنای نمونه‌هایی است که به صورت اشتباه دسته‌بندی شده‌اند. Recall: نسبت میزان کل مشاهدات طبقه‌بندی شده و مرتبط در هر کلاس را به کل مشاهدات مرتبط (کل مشاهداتی که در طول فرایند تصمیم‌گیری درست طبقه‌بندی شده‌اند) بیان می‌کند. Precision: نسبت میزان کل مشاهدات طبقه‌بندی شده و مرتبط در هر کلاس را به کل مشاهدات بیان می‌کند. F-Measure: این مورد از رابطه (۱) به دست می‌آید:

پارامترهای اشاره شده با استفاده از ماتریس اغتشاش حاصل از درخت تصمیم محاسبه می‌شود. به عبارتی ماتریس اغتشاش ارتباط بین کلاس‌های واقعی و کلاس‌های پیش‌بینی شده را نشان می‌دهد. در جدول‌های (۴) و (۵) به ترتیب ماتریس اغتشاش و نتایج محاسبه پارامترها برای هر کلاس آورده شده است. برای محاسبه پارامترهای ذکر شده برای کل درخت، باید میانگین وزنی آن‌ها محاسبه شود. وزن هر کلاس در واقع نسبت داده‌های متعلق به آن کلاس به کل جمعیت داده‌های موجود می‌باشد. برآورد نتایج کلی نشان داد درخت تصمیم مورد استفاده قادر به طبقه‌بندی داده‌ها با دقت ۹۰٪ می‌باشد.

با توجه به جدول (۵)، مقدار پارامتر F-Measure برای سطوح تقلب ۳۰ و ۴۵٪ کم‌تر از سطوح دیگر بوده است. این امر

$$F\text{-Measurement} = \frac{2 \times \text{Recall} \times \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}} \quad (1)$$

جدول (۴) ماتریس اغتشاش حاصل از درخت تصمیم‌گیری  
Table 4 The confusion matrix of decision tree

a	b	c	d	مشاهده / پیش‌بینی Observed / predicted
10	0	0	0	a= صفر درصد تقلب Zero percent adulteration
0	9	1	0	b= پانزده درصد تقلب Fifteen percent adulteration
0	0	9	1	c= سی درصد تقلب Thirty percent adulteration
1	0	1	8	d= چهل و پنج درصد تقلب Forty five percent adulteration

جدول (۵) نتایج به دست آمده از درخت تصمیم‌گیری ایجاد شده  
Table 5 Results of the developed decision tree

F-Measure	Recall	Precision	FP Rate	TP Rate	دسته Category
0.952	1	0.909	0.033	1	صفر درصد تقلب Zero percent adulteration
0.947	0.9	1	0	0.9	پانزده درصد تقلب - Fifteen percent adul- teration
0.875	0.9	0.818	0.067	0.9	سی درصد تقلب Thirty percent adulteration
0.842	0.8	0.898	0.033	0.8	چهل و پنج درصد تقلب Forty five percent adulteration
0.9	0.9	0.904	0.033	0.9	میانگین وزنی Weighted average

لذا در صورت بررسی ترکیبات حجم مشخصی از زیره تقلبی، مقدار ترکیبات فرار تغییرات محسوسی خواهد داشت. تأثیر مستقیم درصد عناصر تشکیل دهنده بر کیفیت بو، می‌تواند در تشخیص سطوح مختلف تقلب در زیره با استفاده از بینی الکترونیکی تأثیرگذار باشد.

#### ۴- نتیجه‌گیری

باتوجه به استقبال روزافزون جهانی برای مصرف گیاهان دارویی و معطر و استفاده گسترده از آن‌ها در صنایع داروسازی، غذایی و آرایشی و بهداشتی، به‌کارگیری ابزارهایی نوین، سریع، دقیق و آسان به‌منظور ارزیابی کیفیت و اصالت این گیاهان ضروری به‌نظر می‌رسد. در این پژوهش یک سامانه ماشین بویایی بر پایه هشت حسگر نیمه هادی اکسید فلزی (MOS) در ترکیب با روش‌های شناسایی الگو جهت تشخیص تقلب صورت‌گرفته در زیره کوهی مورد ارزیابی قرار گرفت. روش‌های شناسایی و تفکیک الگو از جمله تحلیل مؤلفه‌های اصلی، ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم دقت بالای ۹۰٪ در تفکیک سطوح مختلف تقلب در زیره کوهی از خود نشان دادند. در این بین ماشین بردار پشتیبان با دقت ۹۷/۵٪ بالاترین دقت طبقه بندی را دارا می‌باشد. نتایج به‌دست آمده بیانگر این موضوع است که سامانه ماشین بویایی در ترکیب با روش‌های شناسایی الگو توانایی تشخیص تقلب در زیره کوهی را دارد.

نشان می‌دهد درخت تصمیم‌گیری در دسته‌بندی داده‌های مربوطه با خطای بیش‌تری مواجه بوده است. پایین بودن دقت طبقه‌بندی، ناشی از هم‌پوشانی داده‌های مربوط به این دو سطح می‌باشد. از بررسی و مقایسه سایر پارامترها در سطوح مختلف تقلب نتایج مشابه به‌دست خواهد آمد.

با توجه به نمودار درختی ایجاد شده می‌توان دریافت حسگرهای MQ4، MQ8 و TGS813 بیش‌ترین تأثیر را بر دسته‌بندی نمونه‌های زیره دارند. با مقایسه نتایج روش‌های PCA، SVM و DT در معرفی حسگرهایی که بهترین عملکرد را برای تفکیک نمونه‌های زیره دارند، می‌توان گفت حسگرهای MQ4 و MQ8 در این سامانه بیش‌ترین تأثیر را در دسته‌بندی نمونه‌ها داشته‌اند.

#### ۳-۴ نتایج روش GC/MS

در مورد درصد ترکیبات شیمیایی تشکیل دهنده زیره کوهی گزارش‌های مختلفی وجود دارد [۱]، زیرا کیفیت اسانس زیره تحت تأثیر عواملی مانند شرایط محیطی، آن بخش از گیاه که اسانس از آن تهیه می‌شود، زمان برداشت، نوع رقم، ساختار ژنتیکی، خاستگاه جغرافیایی، شرایط نگهداری و هم‌چنین روش استخراج اسانس قرار دارد که در مناطق مختلف می‌تواند متفاوت باشد [۱۳]. نتایج شناسایی ترکیبات فرار تشکیل دهنده اسانس زیره کوهی منطقه کرمان با استفاده از روش کروماتوگرافی گازی- طیف‌سنجی جرمی در جدول (۶) آورده شده است.

بر اساس نتایج به‌دست آمده، ۱، ۳- دی متیل - ۲- اتیل بنزن (۲۷/۰۶٪)، متیل فنیل استات (۱۹/۰۳٪) و ۲، ۴، ۶- اکتاترین - ۲، ۶- دی متیل (۱۷/۶۹٪) بیش‌ترین ترکیبات موجود در اسانس موردنظر بودند. سایر ترکیبات اصلی تشکیل دهنده اسانس عبارتند از: سینامیل الکل (۱۰٪) و استوفنون اکسیم (۸/۷۴٪).

مقدار ترکیبات فرار آلی می‌تواند به‌عنوان معیاری برای اندازه‌گیری کیفیت زیره در نظر گرفته شود و میزان عطر و طعم در آن‌ها را مشخص کند [۳۸]. با توجه به مطالب پیش‌گفته و در نظر گرفتن این موضوع که مخلوط کردن سطوح مختلف زیره نامرغوب به زیره مرغوب به‌صورت حجمی اتفاق می‌افتد،

جدول (۶) ترکیبات شناسایی شده اسانس زیره کوهی با استفاده از GC/MS و مقادیر آن‌ها به درصد در منطقه کرمان

Table 6 Identified compounds of caraway essences using GC/MS and their percentages in Kerman region

منطقه کرمان Kerman region	شاخص بازداری (RI) Retention index (RI)	نام ترکیب Compound name	ردیف Row
1.78	915	2-tert-Butyl-1-hexen-3-yne	1
0.66	1111	-2,4,6-Octatriene, 2,6-dimethyl	2
0.64	n. s	-1H-Inden-1-one, 2,3,3a,4,7,7a-hexahydro-, cis	3
2.14	n. s	Bicyclo[4.3.1] decane	4
0.53	945	$\alpha$ -Thujene	5
0.02	940	2,2-Dimethyl-5-methylenebicyclo[2.2.1]heptane	6
0.15	1037	p-Anisaldehyde	7
10	1275	Cinnamyl alcohol	8
3.87	981	2-Methyl-1-octen-3-yne	9
0.26	n. s	Tricyclo[2.2.2.0.1,4]octane	10
17.69	1101	-2,4,6-Octatriene, 2,6-dimethyl	11
0.31	1116	2,2-Dimethyl-3,4-octadienal	12
0.11	n. s	-Cyclohexane, 1,2-propadienyl	13
1.68	MASS	-Benzene methanol, 4-methoxy-.alpha.-methyl	14
27.06	1120	1,3-Dimethyl-2-ethylbenzene	15
0.2	MASS	3,4-Heptadiene	16
8.74	1310	Acetophenone, oxime	17
19.03	1308	Methyl phenyl acetate	18
1.34	1379	Carbamic acid, 2-methylphenyl, methyl ester	19
0.23	n. s	5-Methyl[1,2,4]triazolo[4,3-a]pyridin-3(2H)-one	20
94.86		مجموع	

## منابع

- and its composition. *J. Agric. Food Chem.*, 58(9), 5271-5275.
- [4] Johri, R.K. (2011). Cuminum cyminum and Carum carvi: An update. *Phcog. Rev.*, 5(9), 63.
- [5] Keshavarz, A., Minaiyan, M., Ghannadi, A., Mahzouni, P. (2012). Effects of Carum carvi L.(Caraway) extract and essential oil on TNBS-induced colitis in rats. *J. Res. Pharmaceut Sci.*, 8(1), 1-8.
- [6] Rasooli, I., Allameh, A. (2016). Caraway (Carum carvi L.) Essential Oils, in: Preedy, V.R. (Eds.), Essential Oils in Food Preservation, Flavor and Safety, Nikki Levy, New York, pp 287- 293.
- [7] Thappa, R.K., Ghosh, S., Agarwal, S.G., Raina, A. [۱] حقیرالسادات، ب.؛ ف. برنارد، ف.؛ کلانتر، س.م.؛ شیخ‌ها، م.ح.؛ حکم‌اللہی، ف.؛ عظیم زاده، م.؛ حوری، م. ۱۳۸۹. بررسی ترکیبات موثر و خواص آنتی‌اکسیدانی اسانس گیاه دارویی زیره سیاه استان یزد. *مجله علمی پژوهشی دانشگاه علوم پزشکی شهید صدوقی یزد*، دوره ۱۸، شماره ۴، ص ۲۹۱-۲۸۴.
- [2] Laribi, B., Kouki, K., Bettaieb, T., Mougou, A., & Marzouk, B. (2013). Essential oils and fatty acids composition of Tunisian, German and Egyptian caraway (Carum carvi L.) seed ecotypes: A comparative study. *Ind. Crops. Prod.*, 41, 312-318.
- [3] Seidler-Lozykowska, K., Baranska, M., Baranski, R., Krol, D. (2010). Raman analysis of caraway (Carum carvi L.) single fruits. evaluation of essential oil content

- K., Jamwal, P.S. (1991). Comparative studies on the major volatiles of Kalazira (*Bunium persicum* seed) of wild and cultivated sources. *Food Chem.*, 41(2), 129-134.
- [8] Heidarbeigi, K., Mohtasebi, S.S., Foroughirad, A., Ghasemi-Varnamkhašti, M., Rafiee, S., Rezaei, K. (2015). Detection of adulteration in saffron samples using electronic nose. *Int. J. Food Pro.*, 18(7), 1391-1401.
- [9] Peris, M., Escuder-Gilabert, L. (2016). Electronic noses and tongues to assess food authenticity and adulteration. *Trends Food Sci. Tech.*, 58, 40-54.
- [10] Gliszczyńska-Świgło, A., Chmielewski, J. Electronic nose as a tool for monitoring the authenticity of food. a review. *Food Anal. Meth.*, 1-17.
- [11] Ghasemi-Varnamkhašti, M., Mohtasebi, S.S., Siadat, M., Lozano, J., Ahmadi, H., Razavi, S.H., Dicko, A. (2011). Aging fingerprint characterization of beer using electronic nose. *Sens. Actuators, B*, 159(1), 51-59.
- [12] Ghasemi-Varnamkhašti, M., Aghbashlo, M. (2014). Electronic nose and electronic mucosa as innovative instruments for real-time monitoring of food dryers. *Trends Food Sci. Technol.*, 38(2), 158-166
- [13] Tahri, K., Tiebe, C., El Bari, N., Hübert, T., Bouchikhi, B. (2016). Geographical provenience differentiation and adulteration detection of cumin by means of electronic sensing systems and SPME-GC-MS in combination with different chemometric approaches. *Anal. Meth.*, 8(42), 7638-7649.
- [14] Gardner, J.W., Bartlett, P.N. (1994). A brief history of electronic noses. *Sens. Actuators, B*, 18(1-3), 210-211
- [15] Loutfi, A., Coradeschi, S., Mani, G. K., Shankar, P., Rayappan, J.B.B. (2015). Electronic noses for food quality: a review. *J. Food Eng.*, 144, 103-111.
- [16] Tian, X., Wang, J., Cui, S. (2013). Analysis of pork
- K., Jamwal, P.S. (1991). Comparative studies on the major volatiles of Kalazira (*Bunium persicum* seed) of wild and cultivated sources. *Food Chem.*, 41(2), 129-134.
- [8] Heidarbeigi, K., Mohtasebi, S.S., Foroughirad, A., Ghasemi-Varnamkhašti, M., Rafiee, S., Rezaei, K. (2015). Detection of adulteration in saffron samples using electronic nose. *Int. J. Food Pro.*, 18(7), 1391-1401.
- [9] Peris, M., Escuder-Gilabert, L. (2016). Electronic noses and tongues to assess food authenticity and adulteration. *Trends Food Sci. Tech.*, 58, 40-54.
- [10] Gliszczyńska-Świgło, A., Chmielewski, J. Electronic nose as a tool for monitoring the authenticity of food. a review. *Food Anal. Meth.*, 1-17.
- [11] Ghasemi-Varnamkhašti, M., Mohtasebi, S.S., Siadat, M., Lozano, J., Ahmadi, H., Razavi, S.H., Dicko, A. (2011). Aging fingerprint characterization of beer using electronic nose. *Sens. Actuators, B*, 159(1), 51-59.
- [12] Ghasemi-Varnamkhašti, M., Aghbashlo, M. (2014). Electronic nose and electronic mucosa as innovative instruments for real-time monitoring of food dryers. *Trends Food Sci. Technol.*, 38(2), 158-166
- [13] Tahri, K., Tiebe, C., El Bari, N., Hübert, T., Bouchikhi, B. (2016). Geographical provenience differentiation and adulteration detection of cumin by means of electronic sensing systems and SPME-GC-MS in combination with different chemometric approaches. *Anal. Meth.*, 8(42), 7638-7649.
- [14] Gardner, J.W., Bartlett, P.N. (1994). A brief history of electronic noses. *Sens. Actuators, B*, 18(1-3), 210-211
- [15] Loutfi, A., Coradeschi, S., Mani, G. K., Shankar, P., Rayappan, J.B.B. (2015). Electronic noses for food quality: a review. *J. Food Eng.*, 144, 103-111.
- [16] Tian, X., Wang, J., Cui, S. (2013). Analysis of pork

- سامانه ماشین بویایی در ترکیب با روش‌های شناسایی الگو برای تشخیص تقلب فرمالین در شیر خام. مهندسی بیوسیستم / ایران. دوره ۴۷، شماره ۴، ص ۱۰-۱
- [۲۵] قاسمی‌ورنامخواستی، م. (۱۳۹۰). طراحی، توسعه و پیاده سازی سیستم ماشین بویایی و زبان بیوالکتریک بر پایه نیمه‌هادی‌های اکسید فلزی به منظور آشکارسازی تغییر کیفیت ماء‌الشعیر در ترکیب با روش‌های آنالیز تشخیص الگو. رساله دکتری. گروه مکانیک ماشین‌های کشاورزی. دانشگاه تهران
- [26] Pearce, T.C., Schiffman, S.S., Nagle, H.T., Gardner, J.W. (Eds.). (2006). Handbook of machine olfaction: electronic nose technology. John Wiley & Sons.
- [27] Gardner, J.W., Craven, M., Dow, C., Hines, E.L. (1998). The prediction of bacteria type and culture growth phase by an electronic nose with a multi-layer perceptron network. *Meas. Sci. Tech.*, 9(1), 120.
- [28] Arshak, K., Moore, E., Lyons, G.M., Harris, J., Clifford, S. (2004). A review of gas sensors employed in electronic nose applications. *Sens Rev.*, 24(2), 181-198.
- [29] Ghasemi-Varnamkhašti, M., Mohtasebi, S.S., Siadat, M., Ahmadi, H., Razavi, S.H. (2015). From simple classification methods to machine learning for the binary discrimination of beers using electronic nose data. *Eng. Agric., Environ. Food*, 8(1), 44-51.
- [30] Ye, T., Jin, C., Zhou, J., Li, X., Wang, H., Deng, P., ... Xiao, X. (2011). Can odors of TCM be captured by electronic nose? The novel quality control method for musk by electronic nose coupled with chemometrics. *J. Pharmaceut Biomed Anal.*, 55(5), 1239-1244.
- [31] Sanaeifar, A., Mohtasebi, S., Ghasemi-Varnamkhašti, M., Ahmadi, H., Lozano Rogado, J.S. (2014). Development and application of a new low cost electronic nose for the ripeness monitoring of banana using computational techniques (PCA, LDA, SIMCA, and SVM). *Czech J. Food Sci.*, 32(6), 538-548.
- [۳۲] کشاورز، ا؛ قاسمیان یزدی، ح. (۱۳۸۴) یک الگوریتم adulteration in minced mutton using electronic nose of metal oxide sensors. *J. Food Eng.*, 119(4), 744-749.
- [17] Banach, U., Tiebe, C., Hübert, T. (2012). Multi gas sensors for the quality control of spice mixtures. *Food Contr.*, 26(1), 23-27
- [18] Bhattacharyya, N., Bandyopadhyay, R., Bhuyan, M., Tudu, B., Ghosh, D., Jana, A. (2008). Electronic nose for black tea classification and correlation of measurements with "Tea Taster" marks. *IEEE Trans Instrum Meas.*, 57(7), 1313-1321.
- [19] Ongo, E., Falasconi, M., Sberveglieri, G., Antonelli, A., Montecchi, G., Sberveglieri, V., ... Sevilla III, F. (2012). Chemometric discrimination of Philippine civet coffee using electronic nose and gas chromatography mass spectrometry. *Procedia. Eng.*, 47, 977-980.
- [20] Pardo, M., Niederjaufner, G., Benussi, G., Comini, E., Faglia, G., Sberveglieri, G., Lundström, I. (2000). Data preprocessing enhances the classification of different brands of Espresso coffee with an electronic nose. *Sens. Actuators, B*, 69(3), 397-403.
- [21] Liu, H., Zeng, F. K., Wang, Q. H., Wu, H. S. (2013). Studies on the chemical and flavor qualities of white pepper (*Piper nigrum* L.) derived from five new genotypes. *Eur. Food Res. Tech.*, 237(2), 245-251.
- [22] Chen, Q., Zhao, J., Chen, Z., Lin, H., Zhao, D. A. (2011). Discrimination of green tea quality using the electronic nose technique and the human panel test, comparison of linear and nonlinear classification tools. *Sens. Actuators, B*, 159(1), 294-300.
- [23] Zou, H.Q., Li, S., Huang, Y.H., Liu, Y., Bauer, R., Peng, L., Yan, Y.H. (2014). Rapid identification of Asteraceae plants with improved RBF-ANN classification models based on MOS sensor E-nose. *J. Evid Base Compl. Alternative Med*, 2014.
- [۲۴] توحیدی، م؛ قاسمی‌ورنامخواستی، م؛ غفاری نیا، و؛ محتسبی، س.س؛ بنیادیان، م؛ (۱۳۹۵). ساخت و توسعه یک

سریع مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی با استفاده از همبستگی مکانی. مهندسی برق و مهندسی کامپیوتر ایران، سال ۳، شماره ۱، ص ۳۷-۴۴.

[۳۳] طلوعی اشلقی، ع؛ پوراابراهیمی، ع؛ ابراهیمی، م؛ قاسم احمد، ل. (۱۳۹۱) پیش‌بینی عود مجدد سرطان پستان به کمک سه تکنیک داده کاوی. بیماری‌های پستان ایران، سال ۵، شماره ۴، ص ۲۳-۳۴.

[۳۴] غضنفری، م؛ علیزاده، س؛ تیمورپور، ب. (۱۳۸۷) داده کاوی و کشف دانش. چاپ اول، انتشارات دانشگاه علم و صنعت ایران، ص ۲۱۸-۲۳۸.

[۳۵] صفدری، ر؛ قاضی سعیدی، م؛ نصیری، م؛ ارجی، گ. (۱۳۹۳) مقایسه عملکرد درخت تصمیم‌گیری و شبکه عصبی در پیشگویی ابتلا به آنفارکتوس قلبی. علوم پیرایشکی و توانبخشی مشهد، دوره ۳، شماره ۲، ص ۲۶-۳۷.

[36] Kiani, S., Minaei, S., Ghasemi-Varnamkhašti, M. (2016). A portable electronic nose as an expert system for aroma-based classification of saffron. *Chemometr Intell Lab. Syst*, 156, 148-156.

[37] Patil, T.R., Sherekar, S.S. (2013). Performance analysis of Naive Bayes and J48 classification algorithm for data classification. *Int. J. Comput Sci. Appl.*, 6(2), 256-261.

[38] Ravi, R., Prakash, M., and Bhat, K. K. (2013). Characterization of aroma active compounds of cumin (*Cuminum cyminum L.*) by GC-MS, e-nose and sensory techniques. *Int. J. Food Property*. 16(5), 1048-1058.