

## سامانه ماشین بویایی، رهیافتی موثر برای تشخیص تقلب در گلاب

پریا شعبانی<sup>۱</sup>، زهرا ایزدی<sup>۲\*</sup>، مهدی قاسمی ورنامخواستی<sup>۳\*</sup>، مجتبی توحیدی<sup>۴</sup>، سعید ریزی<sup>۵</sup>

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهرکرد

۲. استادیار، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهرکرد

۳. دانشیار، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهرکرد

۴. دانش‌آموخته دکتری، باشگاه پژوهشگران جوان، دانشگاه آزاد اسلامی شهرکرد

۵. استادیار، گروه علوم باغبانی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهرکرد

(تاریخ دریافت: ۹۷/۳/۱۵، تاریخ آخرین بازنگری: ۹۷/۵/۶، تاریخ پذیرش: ۹۷/۷/۲۴)

### چکیده

گلاب از فراورده‌های اصلی گل محمدی و از محصولات سنتی با قدمت طولانی در منطقه کاشان بوده که آوازه جهانی نیز دارد. با توجه به استفاده از گلاب در درمان دردهای روماتیسمی، قلبی و هم‌چنین در پخت انواع شیرینی‌ها و تهیه بستنی‌ها، تشخیص اصلی یا تقلبی بودن گلاب‌های تولید شده از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در این پژوهش توانایی کاربرد سامانه ماشین بویایی (بینی الکترونیکی) بر پایه حسگرهای نیمه هادی اکسید فلزی به عنوان ابزاری غیرمخرب برای تشخیص سطوح مختلف تقلب ایجاد شده در گلاب و ارزیابی اصالت آن مورد مطالعه قرار گرفت. تحلیل مولفه‌های اصلی (PCA)، تحلیل تفکیک خطی (LDA)، آنالیز لودینگ، ماشین بردار پشتیبان (SVM) و درخت تصمیم‌گیری (DT) روش‌هایی بودند که برای رسیدن به این هدف مورد استفاده قرار گرفتند. بر اساس نتایج به‌دست آمده، PCA با دو مؤلفه اصلی PC1 و PC2، ۹۲٪ واریانس مجموعه داده‌ها را برای نمونه‌های مورد استفاده توصیف کردند. در آرایه حسگری، حسگرهای MQ4، TGS2620 و FIS بیش‌ترین مقادیر ضریب لودینگ و حسگرهای TGS822 و MQ8 کم‌ترین مقدار این ضریب را به خود اختصاص دادند. براساس نتایج حاصل شده از روش LDA، دقت در طبقه‌بندی ۹۴٪ به‌دست آمد. با کاربرد ماشین بردار پشتیبان با تابع کرنل خطی، در روش C-SVM دقت آموزش و اعتبارسنجی به‌ترتیب ۹۸/۷۵٪ و ۸۷/۵٪ به‌دست آمد. هم‌چنین دقت روش درخت تصمیم‌گیری در طبقه‌بندی نمونه‌های گلاب ۸۰٪ برآورد شد. براساس نتایج به‌دست آمده، سامانه ماشین بویایی بر پایه حسگرهای MOS در ترکیب با روش‌های شناسایی الگو توانایی تشخیص تقلب در گلاب را دارد و روش LDA بالاترین دقت طبقه‌بندی را دارا می‌باشد. هم‌چنین تیم پژوهشی این مقاله پیشنهاد می‌کند که از قابلیت این سامانه برای تشخیص تقلب در سایر محصولات که پتانسیل تقلب را دارند، استفاده شود.

واژه‌های کلیدی: سامانه ماشین بویایی، گلاب، تقلب.

## ۱. مقدمه

گازی- مقاومتی، پلیمرهای رسانا<sup>۱</sup> (CPS) و یا اکسید فلزی می‌باشد، به دلیل آن که مزایای بسیاری مانند توانایی تشخیص طیف وسیعی از گازها، هزینه‌های ساخت پایین، سرعت حرارتی بالا و پایداری حرارتی و زمانی بالا دارد [۵].

عاصمی و همکاران [۳]، میزان اسانس گلاب‌های تولیدی و عرضه شده در شهرستان کاشان را با آزمایش‌های شیمیایی به منظور تعیین میزان اسانس با روش پنتان ارزیابی کردند. پژوهش با طراحی مطالعه توصیفی روی ۳۹۸ نمونه گلاب از کارگاه‌های گلاب‌گیری، کارخانه‌های صنعتی تولید گلاب و مراکز عرضه گلاب در سطح منطقه کاشان در بهار سال ۱۳۸۴ انجام گرفت که میزان اسانس بیش‌تر نمونه‌های کارگاه‌های گلاب‌گیری و کارخانه‌ها قابل قبول بود در حالی‌که میزان اسانس در بیش‌تر نمونه‌های مراکز عرضه پایین بوده است. در بررسی مشابهی که توسط تقی‌زاده و همکاران [۶]، روی ۵۰۴ نمونه گلاب انجام شد حدود ۶۰٪ گلاب‌های تولیدی و ۳۰٪ گلاب‌های عرضه شده از نظر میزان اسانس مطابق با استاندارد بودند.

گرچی و همکاران [۷]، برای طبقه‌بندی ترکیبات ضروری اسانس ژنوتیپ‌های گل محمدی از بینی الکترونیکی استفاده کردند. آن‌ها الگوی پاسخ حسگرها را ثبت کردند و با استفاده از روش‌های تحلیل مولفه‌های اصلی (PCA) و شبکه عصبی مصنوعی<sup>۲</sup> (ANN) مورد تحلیل قرار دادند. نتایج حاصل از این پژوهش نشان داد که بینی الکترونیکی می‌تواند به عنوان یک سیستم سریع، آسان، دقیق و ارزان برای طبقه بندی ترکیبات موجود در اسانس گل محمدی مورد استفاده قرار گیرد.

در بررسی که توسط راثو و همکاران [۸]، روی اسانس ژنوتیپ-های گل محمدی در سه منطقه در هندوستان انجام شد، میزان اسانس به ترتیب ۳۲، ۳۴ و ۵۰٪ گزارش شد، که بیش‌ترین میزان ترکیب را در اولین نمونه  $\alpha$ -pinene (۱/۷)، نمونه دوم، ترکیب linalool (۷/۶) و  $\alpha$ -terpinen (۱/۳) نمونه سوم، ترکیب linalool (۷/۶) گزارش کرده‌اند. هم‌چنین نتایج به‌دست آمده با استفاده از روش کروماتوگرافی گازی بیانگر میزان ترکیب‌های دیگر موجود در اسانس گل بوده است.

گل محمدی با نام علمی *Rosa damascena* گیاهی درختچه‌ای و از مهم‌ترین گونه‌های خانواده گل سرخیان (*Rosaceae*) است که در کشورهایی مانند ایران، بلغارستان و ترکیه کشت می‌شود. فراورده‌های این گیاه شامل گلاب، اسانس، گلبرگ و غنچه خشک می‌باشد. آب مقطر حاصل از تقطیر گل-محمدی را گلاب می‌نامند. گلاب علاوه بر مصارف صنعتی، به صورت خوراکی نیز مصرف می‌گردد. ارزش این فراورده به میزان اسانس و طبیعی بودن آن بستگی دارد [۱].

زادگاه و رویشگاه آغازین گل محمدی، سرزمین کهن ایران و خاورمیانه می‌باشد. ایران از دیرینه‌ترین کشورهای تولیدکننده گلاب در جهان به‌شمار می‌رود و پیشروی آن در این زمینه به بیش از ۲۵۰۰ سال می‌رسد. در آغاز سده هفدهم میلادی، گل محمدی ایران به هندوستان، شمال آفریقا و ترکیه و بعد به بلغارستان برده شده و کاشت آن گسترش یافت [۲].

در سال‌های اخیر گلاب‌های تقلبی وارد بازار شده‌اند که به دلیل مصنوعی بودن یا استفاده از مواد افزودنی، خواص واقعی گلاب را ندارند. مخلوط کردن اسانس مصنوعی و مواد شیمیایی با آب که ظاهر و عطری شبیه اسانس‌های به‌دست‌آمده از گل محمدی دارند، تقلب محسوب می‌گردد و عرضه آن به نام گلاب غیر مجاز می‌باشد [۳].

یکی از کاربردهای مناسب سامانه ماشین بویایی آشکارسازی افزودنی‌های تقلبی در محصولات به‌ویژه مواد غذایی پرکاربرد و گران قیمت می‌باشد. یکی از راه‌های تشخیص تقلب در مواد غذایی شناسایی از طریق بوی ناشی از مواد فرار این محصولات می‌باشد. اگرچه ماشین بویایی اطلاعاتی در مورد مواد فرار نمونه به‌دست نمی‌دهد، ولی بر پایه آرایه حسگری نتایج خوبی را در تحقیقات گذشته نشان داده است. [۴].

سه جز اصلی ماشین بویایی از عبارتند از واحد دریافت نمونه، آرایه‌ای از حسگرهای گازی و سیستم پردازش. حسگرهای گازی-مقاومتی از پرکاربردترین حسگرهای گازی به‌عنوان عنصر اصلی سامانه می‌باشند. این حسگرها از یک عنصر مقاومتی تشکیل شده‌اند، که زمانی‌که در معرض یک گاز قرار بگیرند، مقاومتشان تغییر می‌کند. یک ماده بسیار مناسب برای استفاده در حسگرهای

1. Conductive Polymers  
2. Artificial Neural Network

شمعدانی عطری توسط دستگاه کلونجر به مدت ۳ h اسانس گیری و سپس ۲۰۰ mL گلاب اصل با نسبت‌های مختلف ۰/۲، ۰/۴ و ۰/۶٪ (بر مبنای حجم) با اسانس شمعدانی عطری مخلوط شد. اسانس مصنوعی گل رز پاکستانی<sup>R</sup> (Tearose) بوی مشابه با اسانس گل محمدی داشته و با قیمت بسیار ناچیز در دسترس است. ۱۲ mg از این اسانس به ۱۰۰ mL آب مقطر اضافه شد تا نمونه‌ای مشابه با گلاب اصل ایجاد شود.

یکی از اجزای معطر و ارزشمند اسانس گل محمدی ترکیبی به نام فنیل اتیل الکل می‌باشد. اسانس‌های تولید شده در کشور حاوی مقادیر جزئی از فنیل اتیل الکل هستند، این موضوع باعث افت کیفیت و قیمت آن‌ها در بازارهای جهانی می‌شود. برای جبران بوی حاصل از فنیل اتیل الکل در گلاب، از مواد دیگر از جمله اتانول استفاده می‌شود که نوعی تقلب بشمار می‌رود. به منظور بررسی این موضوع و تهیه نمونه‌های تقلبی، ۲۰۰ mL گلاب با نسبت‌های مختلف ۰/۵، ۱ و ۱/۵٪ (بر مبنای حجم) با اتانول مخلوط شد.

## ۲.۲. سامانه ماشین بویایی (بینی الکترونیک)

سامانه بینی الکترونیکی مورد نظر در این پژوهش به منظور تشخیص تقلب صورت گرفته در گلاب بر پایه حسگرهای نیمه هادی اکسید فلزی (MOS) در دانشگاه شهرکرد طراحی و ساخته شده است [۲۳]. این سامانه از آرایه حسگرها، محفظه نمونه، پمپ، شیرهای برقی، منبع تغذیه، مخزن گاز اکسیژن، سامانه تحویل داده و الگوریتم‌های مناسب برای تشخیص و تحلیل داده تشکیل شده است. آرایه حسگری مورد استفاده در این سامانه از هشت حسگر نیمه هادی اکسید فلزی با نام‌های تجاری TGS از آمریکا، FIS از ژاپن و MQ از چین تشکیل شده است. در جدول (۱) به مشخصات حسگرهای مورد استفاده در این سامانه اشاره شده است.

براساس برگه اطلاعات ارائه شده توسط کارخانه‌های سازنده حسگرها برای اطمینان از پایداری دمایی حسگرها به منظور دستیابی به بهترین کارکرد در محدوده دمایی مناسب (۵۰۰-۳۰۰ °C)، به مدت ۱۲۰۰ s قبل از شروع آزمایش‌ها، آرایه حسگری که توسط یک مدار الکترونیکی واسط کنترل می‌شود، با اعمال ولتاژ مستقیم ۵ V به گرمکن حسگرها شروع به کار می‌کند. جهت به دست آوردن الگوی پاسخ حسگرها برای هر یک

ماشین بویایی یکی از ابزارهایی می‌باشد که دارای کاربردهای فراوانی در صنایع غذایی و در زمینه‌های گوناگونی به‌ویژه ارزیابی اصالت محصولات مانند روغن نارگیل [۹]، شیر [۱۰]، روغن ذرت [۱۱]، زعفران [۱۲]، ادویه مخلوط [۱۳]، عسل [۱۴] و چای [۱۵] و تعیین کیفیت محصولات غذایی مختلف از جمله قهوه [۱۶، ۱۷]، فلفل سفید [۱۸]، چای سبز [۱۹] و کاسنی [۲۰] می‌باشد.

از جمله روش‌های موجود برای تعیین کیفیت گلاب می‌توان به روش آنالیز حسی با استفاده از تست پنل و هم‌چنین استفاده از روش‌های متداول آزمایشگاهی مانند کروماتوگرافی گازی (GC)، کروماتوگرافی گازی متصل به طیف سنج جرمی (GC-MS) و کروماتوگرافی مایع با عملکرد بالا (HPLC) اشاره کرد. روش آنالیز حسی روشی سریع می‌باشد ولی دارای مشکلاتی چون عدم پایداری و در نتیجه کاهش دقت در طول آزمایش، عدم تکرارپذیری بالا و احتمال تأثیر ذائقه کارشناسان در آن می‌باشد [۲۱]. روش‌های آزمایشگاهی بسیار دقیق بوده ولی هزینه‌بر، وقت‌گیر و مخرب هستند و به کاربر متخصص جهت آماده‌سازی نمونه‌ها و تجزیه و تحلیل نتایج نیاز دارند [۲۲]. بنابراین پژوهش در زمینه استفاده از روش‌های جایگزین که از مشکلات ذکر شده را نداشته باشند امری ضروری به نظر می‌رسد.

با توجه به جستجوهای به عمل آمده، تاکنون تحقیقی به‌منظور تشخیص تقلب در گلاب با استفاده از سامانه ماشین بویایی مشاهده نشده است. لذا در این پژوهش استفاده از یک سامانه ماشین بویایی به‌عنوان روشی جدید و به‌منظور ارزیابی اصالت گلاب مدنظر قرار گرفته است.

## ۲. مواد و روش‌ها

### ۱.۲. آماده سازی نمونه‌ها

با توجه به استانداردهای ملی غذایی، حداقل اسانس مورد قبول ۱۲ mg در ۱۰۰ mL آب مقطر می‌باشد [۳]. ابتدا نمونه گلاب اصل از شرکت گلاب ایران از منطقه کاشان تهیه شد. سپس برای ایجاد نمونه‌های گلاب تقلبی از اسانس گیاه شمعدانی عطری، اسانس مصنوعی گل رز پاکستانی و اتانول استفاده و سپس آزمایش‌های مورد نظر برای هر نمونه انجام شدند. گیاه شمعدانی عطری یا عطر چای بو و عطر مشابه گل محمدی دارد و بسیار در دسترس است. برگ‌های بالغ از بخش میانی گیاه

جدول (۱) مشخصات آرایه حسگری مورد استفاده در سامانه بینی الکترونیکی

Table 1 Specifications of the sensor array used in the electronic nose system

محدوده تشخیص (ppm) Detection range (ppm)	کاربردهای اصلی Main applications	نام حسگر Sensor Name
500-10000	متان، پروپان، بوتان	TGS813
100-10000	هیدروژن	MQ8
200-10000	متان، گاز طبیعی	MQ4
50-5000	بخار حلال‌های آلی	TGS822
50-5000	الکل، بخار حلال‌های آلی	TGS2620
10-300	آمونیاک، الکل، دود، بنزن و دی‌اکسید کربن	MQ135
0.05-10	الکل	MQ3
1-10 (سولفید هیدروژن) 10-100 (اتانول، آمونیاک، هیدروژن)	کنترل کیفیت هوا	FIS

برنامه‌ریزی شده بود، اطلاعات الگوی پاسخ حسگرها ثبت و ذخیره شد.

### ۳.۲. استخراج ویژگی‌ها از سیگنال‌های ماشین بویایی

بعد از ثبت و ذخیره پاسخ حسگرها برای تحلیل‌های شناسایی الگو، پیش‌پردازش داده‌ها انجام می‌شود. پیش‌پردازش اطلاعات، تأثیر زیادی بر روی عملکرد روش‌های شناسایی الگو دارد و نیز باتوجه به نوع حسگرها به‌طور معمول متفاوت است [۲۵]. سه مرحله کلی برای پیش‌پردازش داده‌ها عبارتند از: تصحیح خط مبنا، فشرده‌سازی و نرمال‌سازی. مراحل مختلف کاری برای پاسخ حسگر MQ135 در شکل (۱) آورده شده است.

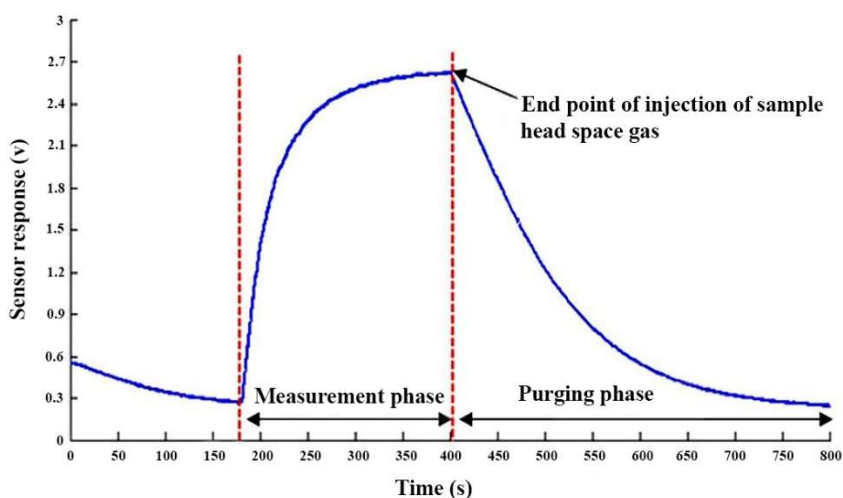
سه روش مورد استفاده در پیش‌پردازش سیگنال‌ها در جدول (۲) نشان داده شده است.

در این پژوهش، روش کسری به کار رفته است. در این روش، پاسخ سطح مبنا ( $x_s(0)$ ) از پاسخ حسگری ( $x_s(t)$ ) کم می‌شود و سپس نتیجه بر پاسخ سطح مبنا تقسیم می‌شود. پاسخ پیش‌پردازش شده ( $y_s(t)$ ) بی‌بعد و نرمال شده است و حسگرهایی که سطح پاسخ بالا و پایینی دارند را نرمال می‌کند [۲۶].

### ۴.۲. روش‌های تحلیل داده

برای آنالیز پاسخ حسگرها، داده‌های جمع‌آوری شده پس از پیش‌پردازش، جهت تجزیه و تحلیل به روش‌های تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)، تحلیل تفکیک خطی (LDA)، ماشین

از نمونه‌ها، ابتدا نمونه در هر آزمایش، در محفظه نمونه‌گیری قرار داده شد و پیش از آغاز مراحل اندازه‌گیری، به مدت ۶۰۰ s اجازه داده شد تا غلظت مواد فرار موجود در محفظه افزایش یابد. فرایند نمونه‌برداری شامل سه مرحله تصحیح خط مبنا، تزریق بوی نمونه و پاک‌سازی محفظه حسگرها با گاز اکسیژن می‌باشد. قابل ذکر است که محاسبه زمان مورد نیاز برای هر مرحله با انجام آزمایش‌های متعدد به صورت آزمون و خطا و بررسی پاسخ حسگرها در هر آزمایش انجام می‌شود. هم‌چنین این زمان‌ها با توجه به نوع کاربرد بینی الکترونیک منحصر بفرد می‌باشد و باید محاسبه گردد [۲۴]. در مرحله تصحیح خط مبنا، گاز اکسیژن به مدت ۱۸۰ s از روی حسگرها عبور داده شد تا پاسخ آرایه حسگرها به حالت پایدار برسد. در مرحله اندازه‌گیری، بوی حاصل از نمونه‌ها به‌وسیله یک پمپ که در داخل محفظه نمونه‌گیری قرار داده شده بود، با دبی ثابت  $1/3$  L/min به محفظه حسگرها تزریق شد. زمان مورد نیاز برای رسیدن پاسخ حسگرها به مقدار ماکزیمم، ۲۳۰ s بود. در این مرحله، ولتاژ خروجی هر حسگر براساس نوع حسگر و میزان حساسیت آن نسبت به بوی نمونه‌ها تغییر می‌کند. در مرحله پاک‌سازی حسگرها به‌منظور رساندن پاسخ حسگرها به خط مبنا و آماده کردن سامانه برای انجام آزمایش‌های بعدی، گاز اکسیژن به مدت ۱۶۰ s از روی حسگرها عبور داده شد. در مراحل ذکر شده به‌وسیله یک سامانه تحویل داده که قابلیت اتصال به یک رایانه (NI-USB 6009) دارد و به‌وسیله رابط گرافیکی که توسط نرم افزار Labview 2013



شکل (۱) پاسخ حسگر MQ135 به بوی نمونه [۲۳]

Fig. 1. MQ135 sensor response to sample odor [23]

جدول (۲) روش‌های استاندارد پیش‌پردازش داده‌ها

Table 2 Standard data preprocessing methods

$y_s(t) = x_s(t) - x_s(0)$	تفاضلی Differential
$y_s(t) = x_s(t)/x_s(0)$	نسبی Relative
$y_s(t) = (x_s(t) - x_s(0))/x_s(0)$	کسری Fractional

تکنیک شناخته شده‌ای می‌باشد که در بسیاری از مسائل شناسایی الگو با نظارت با نتیجه موفقیت آمیزی استفاده شده است. هدف اصلی LDA نگاهت داده‌ها به فضایی است که در آن نمونه‌ها را در گروه‌های مجزا، تفکیک کند. LDA برای دستیابی به این هدف به دنبال افزایش جداپذیری بین کلاس‌ها و در عین حال کاهش پراکندگی داخل کلاس‌ها است [۲۸]. هم‌چنین فرض می‌شود کواریانس ماتریس همه کلاس‌ها با هم برابرند، زیرا ماتریس پراکندگی داخلی یکسانی برای همه کلاس‌ها در نظر گرفته شده است.

ماشین بردار پشتیبان، یکی از دقیق‌ترین روش‌های داده کاوی با نظارت و طبقه‌بندی کننده دوکلاسه می‌باشد که از قدرت تعمیم‌دهی بالایی برخوردار است و می‌تواند برای طبقه‌بندی داده‌های خطی و غیر خطی استفاده شود [۲۹، ۳۰]. ایده اصلی در SVM به دست آوردن ابر صفحه‌ای است قادر به جدانمودن کلاس‌ها از هم باشد. در مواردی که داده‌ها به صورت خطی جداپذیر نباشند با استفاده از توابع غیرخطی، داده‌ها را به فضای

بردار پشتیبان (SVM) و درخت تصمیم‌گیری (DT) مورد بررسی قرار گرفتند.

یکی از عمومی‌ترین روش‌های آماری بدون نظارت به منظور کاهش ابعاد داده‌ها، روش تحلیل مولفه اصلی PCA است. در این روش متغیرهای موجود در یک فضای چند حالته همبسته به یک مجموعه از مولفه‌های غیرهمبسته تبدیل می‌شوند که هر کدام از آن‌ها به صورت ترکیب خطی از متغیرهای اصلی نمایش داده می‌شوند. مولفه‌های غیرهمبسته به دست آمده مولفه‌های اساسی (PC) نامیده می‌شوند که از مقادیر ویژه، بردارهای ویژه و ماتریس کواریانس یا ماتریس همبستگی استفاده می‌کنند [۲۷]. مهم‌ترین کاربردهای PCA را می‌توان در تجزیه و تحلیل نماگرهای چندگانه، اندازه‌گیری و بررسی ساختارهای پیچیده، شاخص‌سازی و کاهش تعداد متغیرها جستجو نمود. این روش به خصوص در شرایطی که ابعاد داده‌ها و ترکیب ساختار آن‌ها کاملاً مشخص نیست مفید می‌باشد.

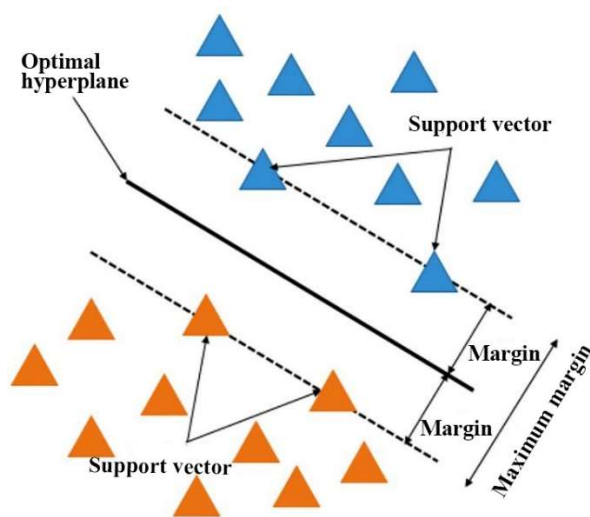
تحلیل تفکیک خطی (LDA) در حوزه استخراج ویژگی‌ها

تشکیل شده است که برگ‌ها بیانگر کلاس‌ها هستند. در هر یک از گره‌های دیگر (گره‌های غیر برگ) باتوجه به یک یا چند صفت خاصه تصمیم‌گیری صورت می‌گیرد [۳۳]. یکی از پرکاربردترین الگوریتم‌های مورد استفاده در طبقه‌بندی داده‌ها الگوریتم C4.5 می‌باشد. این الگوریتم که در نرم افزار WEKA، J48 نام دارد، یک درخت تصمیم‌گیری به صورت نمودار گرافیکی ایجاد می‌کند که تفسیر آن ساده‌تر از روش‌های طبقه‌بندی دیگر است. به‌منظور ارزیابی عملکرد درخت تصمیم ایجاد شده پارامترهایی وجود دارد که در ادامه توضیحاتی راجع به آن‌ها آورده شده است.

TP Rate: مخفف True Positive و به معنای نرخ مثبت صحیح، میزان دسته‌بندی درست داده‌ها را نشان می‌دهد.  
 FP Rate: مخفف False Positive و به معنای نرخ مثبت کاذب، میزان دسته‌بندی نادرست داده‌ها را نشان می‌دهد.  
 Recall: به معنای بازخوانی، نسبت میزان کل مشاهدات دسته‌بندی شده در هر کلاس را به کل مشاهداتی که در طول فرایند تصمیم‌گیری به درستی طبقه‌بندی شده‌اند، بیان می‌کند.  
 Precision: به معنای دقت، نسبت میزان کل مشاهدات طبقه‌بندی شده در هر کلاس را به مشاهدات کل بیان می‌کند.  
 F-Measure: به معنای اندازه‌گیری F می‌باشد و از رابطه (۱) به‌دست می‌آید:

با ابعاد بیش‌تر نگاشت می‌دهد تا بتوان آن‌ها را در این فضای جدید به صورت خطی جدا نمود، در SVM از توابع متفاوتی می‌توان استفاده نمود که به‌طور معمول از توابع کرنل خطی، چند جمله‌ای، تابع پایه شعاعی و تابع سیگموئید بیش‌تر استفاده می‌شود. هدف یافتن دو صفحه‌ای است که بیش‌ترین فاصله را دارند و در نتیجه ابر صفحه بهینه بین این دو صفحه بهترین جداکننده خواهد بود (شکل ۲).

در ماشین بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی داده‌ها از دو روش C-SVM و Nu-SVM استفاده می‌شود که تفاوت این دو در چگونگی بیان مسئله به صورت یک مسئله بهینه‌سازی و هم‌چنین انتخاب پارامترهای C و Nu برای به حداقل رساندن تابع خطا است. پارامتر C در طبقه‌بندی به روش C-SVM به‌گونه‌ای انتخاب می‌شود که موجب کاهش پیچیدگی محاسباتی و کاهش نویز موجود در داده‌ها شود. هر چه پارامتر C بزرگ‌تر انتخاب شود، خطای آموزش کم‌تر خواهد شد، اما در عوض قدرت تعمیم‌دهی ماشین نیز کم‌تر می‌شود. افزایش پارامتر Nu در روش Nu-SVM در زمان افزایش حاشیه جداسازی کلاس‌ها، موجب افزایش خطاها می‌شود [۳۰، ۳۲]. درخت تصمیم به‌دلیل سادگی و قابل فهم بودن تکنیک محبوبی در داده‌کاوی است که جهت نمایش طبقه‌کننده‌ها و رگرسیون‌ها استفاده می‌شود همان‌طور که از نام آن مشخص است، این درخت از تعدادی گره، شاخه و برگ



شکل (۲) بردارهای پشتیبان و ابرصفحه در ماشین بردار پشتیبان [۳۱]

Fig. 2 Support vectors and hyperplane in support vector machine [31]



## ۳.۱. نتایج PCA

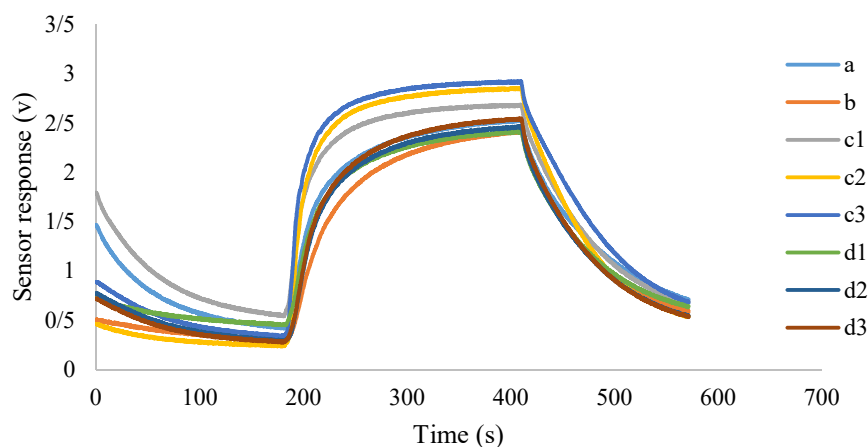
نمودار اسکور مولفه‌های اصلی به‌منظور بررسی طبقه‌بندی داده‌ها برای تشخیص الگو در شکل (۴) نشان داده شده است که مولفه‌های اول و دوم (PC1 و PC2) به‌عنوان دو مولفه اصلی اول بیش‌ترین واریانس در داده‌های اصلی را بیان می‌کند [۱۲]. نمودار PCA در قالب PC1-PC2 یعنی دو مولفه اصلی اول، ۹۲٪ واریانس (PC1=۷۸٪ و PC2=۱۴٪) بین نمونه‌های مختلف تقلب در گلاب را در بر می‌گیرد. با توجه به نمودار اسکور، بین نمونه‌های گلاب با سطوح مختلف تقلب، تمایز مناسبی وجود دارد به جز نمونه‌های مربوط به تقلب اسانس شمعدانی ۰/۲، ۰/۴ و ۰/۶٪ که مقداری با هم همپوشانی دارند. این وضعیت نشان می‌دهد پاسخ حسگرها به تقلب ۰/۴٪ تا حدودی مشابه پاسخ آن‌ها به تقلب ۰/۲ و ۰/۶٪ بوده است. نمودار لودینگ تعیین‌کننده نقش هر یک از حسگرها در ایجاد تفکیک بین نمونه‌ها می‌باشد که هر یک از حسگرها در نمودار لودینگ با ضرایب مقادیر ویژه‌ای مشخص شده‌اند (شکل ۴). نزدیکی بیش‌تر به دایره بیرونی به معنای بزرگ‌تر بودن مقدار لودینگ حسگر روی یک مولفه اصلی می‌باشد که نقش بیش‌تر آن حسگر را در ایجاد تمایز بین نمونه‌ها نشان می‌دهد [۳۴]. بدین ترتیب می‌توان حسگر یا حسگرهایی که کم‌ترین تمایز را بین نمونه‌ها ایجاد می‌کنند، حذف کرد و با

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

پارامترهای مذکور با به‌کارگیری ماتریس اغتشاش حاصل از درخت تصمیم که ارتباط بین کلاس‌های واقعی و کلاس‌های پیش‌بینی شده را نشان می‌دهد، به‌دست می‌آیند. در این پژوهش تحلیل‌های PCA، LDA و SVM توسط نرم‌افزار Unscrambler X10.4 و پیاده‌سازی درخت تصمیم‌گیری توسط نرم‌افزار WEKA 3.7 انجام شد.

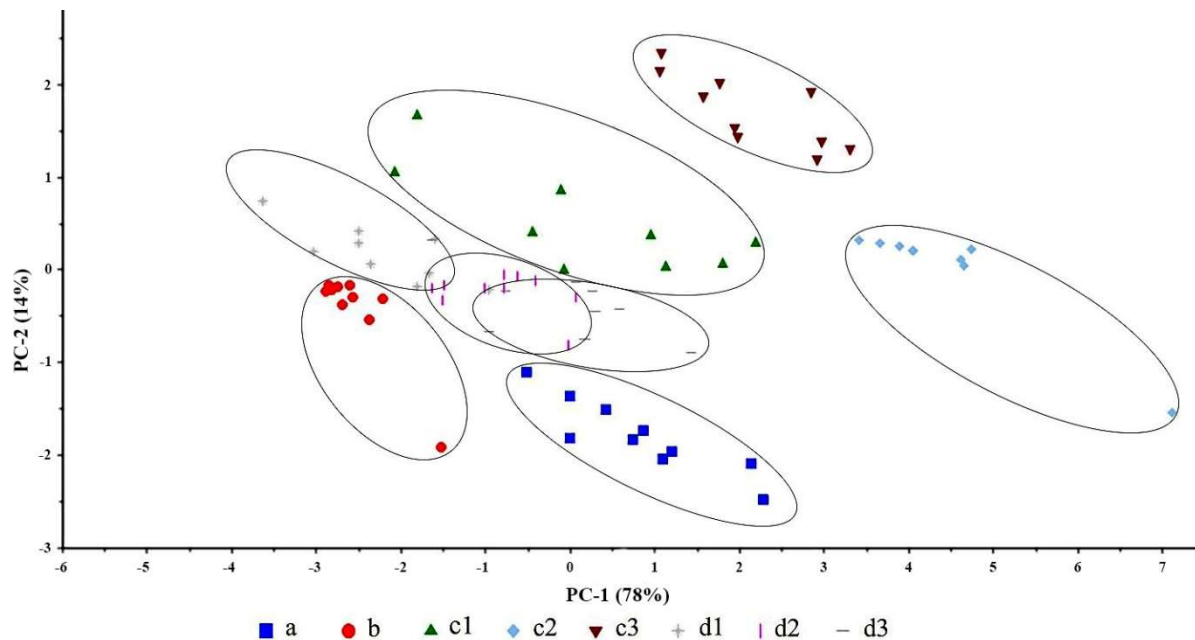
## ۳. نتایج و بحث

پاسخ ولتاژی حسگرها با ۱۰ تکرار برای تمام نمونه‌ها اندازه‌گیری و در نهایت پاسخ آرایه حسگری برای ۸۰ 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  $8 \times 80$  حاصل از نمونه‌ها به‌عنوان ورودی روش‌های تحلیل داده استفاده شد. پاسخ حسگر TGS2620 در واکنش به سطوح مختلف تقلب در گلاب در شکل (۳) آورده شده است. در شکل مذکور تفاوت در پاسخ خروجی حسگر TGS2620 برای بعضی از سطوح قابل تشخیص است.



شکل (۳) پاسخ حسگر TGS2620 به سطوح مختلف تقلب در گلاب، (a) گلاب، (b) تقلب با اسانس مصنوعی رز پاکستانی، (c1,2,3) تقلب با اتانول ۰/۵، ۱ و ۱/۵٪، (d1,2,3) تقلب با اسانس شمعدانی ۰/۲، ۰/۴ و ۰/۶٪

Figure (3) TGS2620 sensor response to different levels of adulteration in rosewater, a) rosewater, b) adulteration with synthetic essential oils of Pakistan rose, (c.1,2,3) adulteration with ethanol 0.5%, 1% and 1.5%, (d1,2,3) adulteration with pelargonium graveolens essential oils 0.2%, 0.4% and 0.6%



شکل (۴) نمودار اسکور برای سطوح مختلف تقلب در گلاب، (a) گلاب، (b) تقلب با اسانس مصنوعی رز پاکستانی، (c1,2,3) تقلب با اتانول ۰/۵، ۱ و ۱/۵٪، (d1,2,3) تقلب با اسانس شمعدانی ۰/۲، ۰/۴ و ۰/۶٪

**Fig. 4** Score plot for different levels of adulteration in rosewater, a) rosewater, b) adulteration with synthetic essential oils of Pakistan rose, (c.1,2,3) adulteration with ethanol 0.5%, 1% and 1.5%, (d1,2,3) adulteration with pelargonium graveolens essential oils 0.2%, 0.4% and 0.6%

مواد آلی فرار پاسخ خوبی می‌دهد، دارای بالاترین میزان تغییرات و حسگر MQ136 دارای کم‌ترین تغییرات در مقابل مواد آلی فرار نمونه‌ها بوده‌اند.

### ۳.۲. نتایج LDA

نمودار LDA برای سیگنال‌های حاصل از بینی الکترونیک در تشخیص نمونه‌های مختلف تقلب در گلاب در شکل (۶) نشان داده شده است. نتایج LDA دقت تشخیص ۹۴٪ را برای نمونه‌ها نشان می‌دهد. همان‌طوری که در شکل (۶) مشاهده می‌شود به جز نمونه‌های مربوط به تقلب با اسانس شمعدانی ۰/۲ و ۰/۴ که مقداری با هم همپوشانی دارند، سایر سطوح کاملاً از یکدیگر تفکیک شده‌اند. این وضعیت نشان می‌دهد پاسخ حسگرها به تقلب ۰/۲٪ تا حدودی مشابه پاسخ آن‌ها به تقلب ۰/۴٪ بوده است.

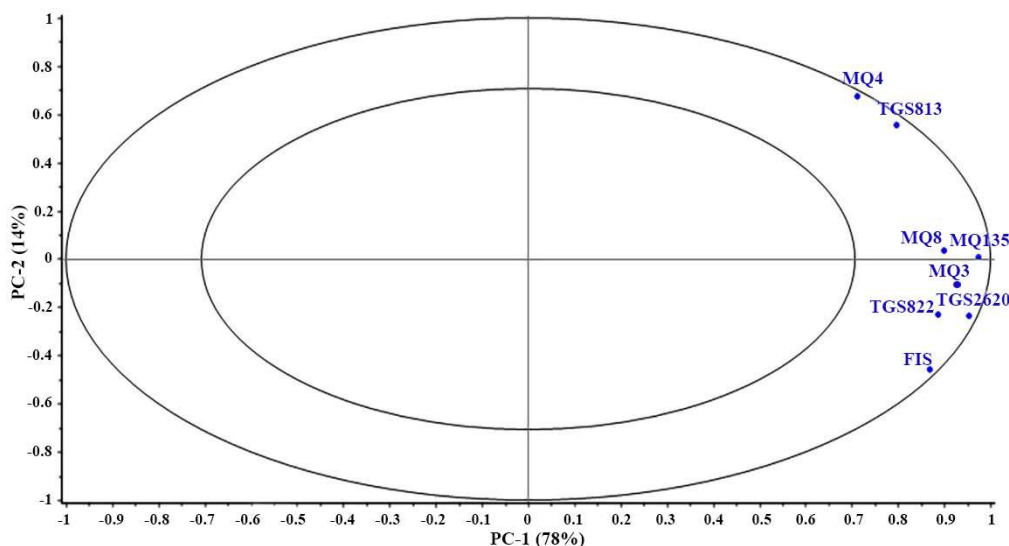
### ۳.۳. نتایج SVM

به‌منظور طبقه‌بندی داده‌ها از دو روش C-SVM و Nu-SVM ماشین بردار پشتیبان استفاده و پارامترهای C، Nu و  $\gamma$  با سعی و

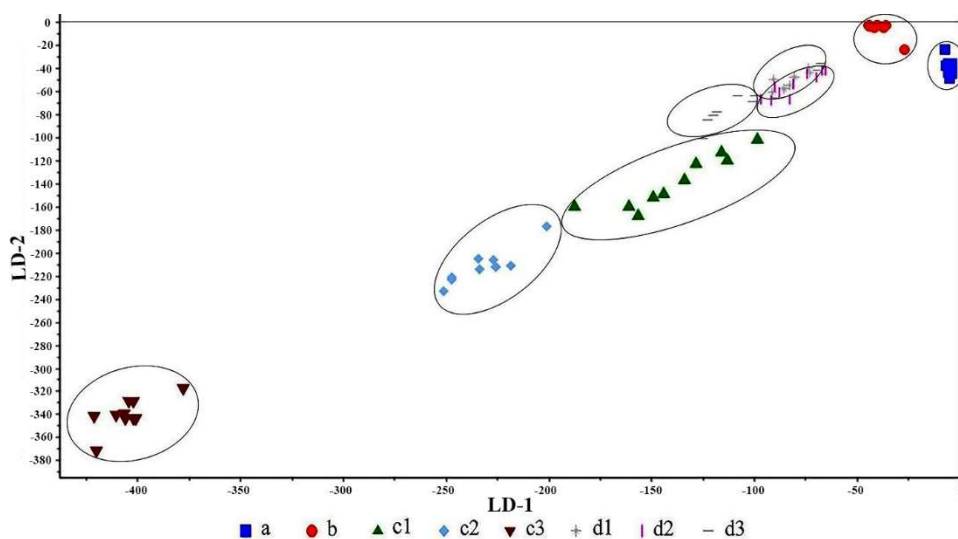
این کار موجب کاهش پیچیدگی تحلیل داده و کاهش هزینه ساخت آرایه حسگری شد [۱۴]. نمودار لودینگ برای دو مؤلفه اصلی اول در شکل (۵) آورده شده است. مطابق شکل، حسگرهای TGS2620 و MQ4 بیش‌ترین مقادیر ضریب لودینگ را داشته و بنابراین بیش‌ترین نقش را در تمایز بین نمونه‌ها ایفا می‌کنند. همان‌طور که در شکل مشاهده می‌شود حسگرهای TGS822 و MQ8 دارای کم‌ترین مقادیر ضریب لودینگ و کم‌ترین تأثیر در تمایز بین نمونه‌ها هستند.

با مقایسه نتایج به‌دست آمده در معرفی حسگرهایی که بهترین عملکرد را برای تفکیک نمونه‌های گلاب دارند، می‌توان گفت با توجه به این‌که بیش‌تر ترکیبات موجود در اسانس گل محمدی ماهیت الکلی دارند، حسگرهایی که به بخارات الکل پاسخ خوبی می‌دهند، در تشخیص بوی نمونه‌ها به خوبی عمل کرده و تغییرات چشمگیری از خود نشان داده‌اند. هم‌چنین در بررسی که توسط گرجی و همکاران [۷]، برای طبقه‌بندی ترکیبات ضروری اسانس ژنوتیپ‌های گل محمدی با استفاده از بینی الکترونیکی انجام شد، الگوی پاسخ هفت حسگر به کار رفته در این تحقیق نیز نسبت به مواد فرار اسانس گل محمدی نشان داد که حسگر MQ5 که به





شکل (۵) نمودار لودینگ برای سطوح مختلف تقلب در گلاب  
**Fig. 5** Loading plot for different levels of adulteration in rosewater



شکل (۶) نمودار تحلیل LDA برای سطوح مختلف تقلب در گلاب، (a) گلاب، (b) تقلب با اسانس مصنوعی رز پاکستانی، (c1,2,3) تقلب با اتانول ۰.۵٪، ۱٪ و ۱.۵٪، (d1,2,3) تقلب با اسانس شمعدانی ۰.۲٪، ۰.۴٪ و ۰.۶٪.

**Fig. 6.** LDA analysis plot for different levels of adulteration with synthetic essential oils of Pakistan rose, (c.1,2,3) adulteration with ethanol 0.5%, 1% and 1.5%, (d1,2,3) adulteration with pelargonium graveolens essential oils 0.2%, 0.4% and 0.6%

و اعتبارسنجی به ترتیب ۹۸/۷۵ و ۸۷/۵٪ و در روش Nu-SVM پارامترهای بهینه برای این تابع Nu (۰/۳۳)،  $\gamma$  (۱) و دقت آموزش و اعتبارسنجی به ترتیب ۹۳/۷۵ و ۸۷/۵٪ به دست آمد. نتایج این دو روش برای چهار نوع تابع کرنل در جدول (۳) آورده شده است. در روش ماشین بردار پشتیبان، حسگرهایی که قادر به ایجاد بیشترین و کمترین تمایز بین کلاس‌های مختلف نمونه‌های

خطا به گونه‌ای انتخاب شدند تا خطای اعتبارسنجی کاهش یابد. از توابع کرنل خطی، چندجمله‌ای، گاوسی و سیگموئید برای جداسازی کلاس‌ها و یافتن ابر صفحه بهینه استفاده شد. از میان توابع کرنل استفاده شده، تابع خطی بالاترین دقت را در هر دو روش برای طبقه‌بندی نمونه‌ها نشان داد. در روش C-SVM پارامترهای بهینه برای این تابع C (۱۲/۹۱)،  $\gamma$  (۱) و دقت آموزش

جدول (۳) نتایج و مقایسه مدل‌های Nu-SVM و C-SVM تحت عنوان توابع کرنل

Table 3 Results and comparison of Nu-SVM and C-SVM models subjected to the kernel functions

دقت اعتبار سنجی Validation Accuracy		دقت آموزشی Training Accuracy		پارامترهای بهینه Optimal Parameters		تابع کرنل Kernel Function
Nu-SVM	C-SVM	Nu-SVM	C-SVM	Nu-SVM	C-SVM	
87.5	87.5	93.75	98.75	Nu=0.33 $\gamma=1$	C=12.9 $\gamma=1$	خطی Linear
82.5	85	91.25	97.75	Nu=0.33 $\gamma=4.64$	C=1.66 $\gamma=0.59$	چند جمله‌ای Polynomial
80	78.75	91	98	Nu=0.33 $\gamma=0.21$	C=12.9 $\gamma=0.21$	تابع پایه شعاعی Radial Basis Function
12.5	12.5	12.5	12.5	Nu=0.44 $\gamma=4.64$	C=4.64 $\gamma=1.66$	سیگموئید Sigmoid

کلی نشان داد درخت تصمیم مورد استفاده قادر به طبقه‌بندی داده‌ها با دقت ۸۰٪ می‌باشد.

با توجه به جدول (۵)، مقدار پارامتر F-Measure و TP Rate برای تقلب با اسانس شمعدانی ۰/۲٪ کم‌تر از سطوح دیگر بوده است. این امر نشان می‌دهد درخت تصمیم‌گیری در دسته‌بندی داده‌های مربوطه با خطای بیش‌تری مواجه بوده است.

با توجه به نمودار درختی ایجاد شده، حسگرهایی که در بالای نمودار درختی قرار دارند، بیش‌ترین نقش را در تمایز بین نمونه‌ها ایفا می‌کنند. بنابراین می‌توان دریافت حسگرهای MQ4، FIS و TGS813 بیش‌ترین تأثیر را بر دسته‌بندی نمونه‌های گلاب دارند.

#### ۴. نتیجه‌گیری

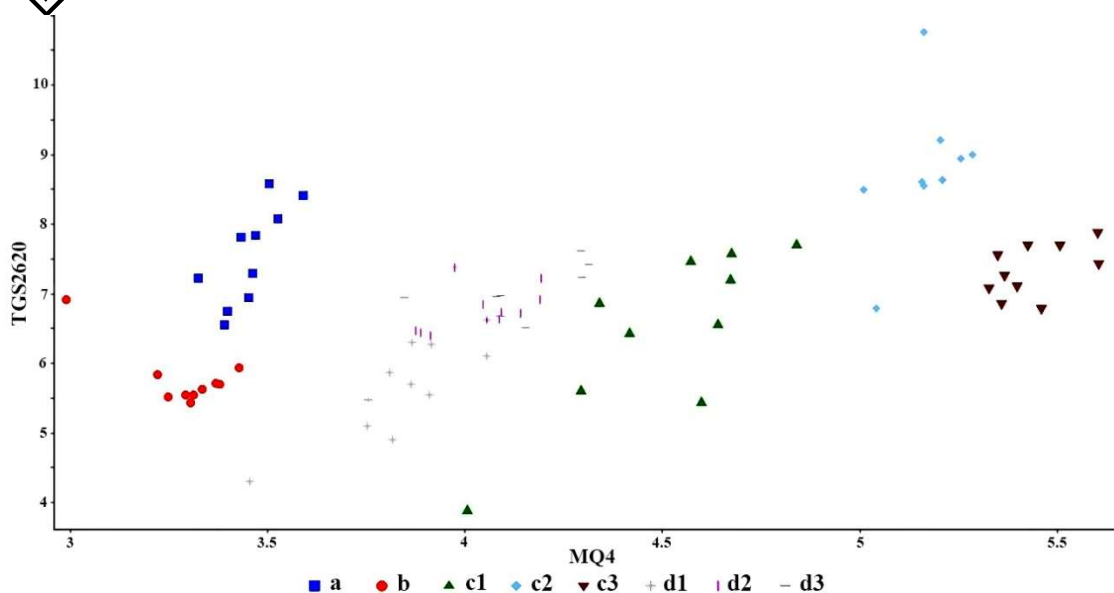
در این تحقیق سامانه ماشین بویایی بر پایه هشت حسگر نیمه هادی اکسید فلزی (MOS) برای تشخیص تقلب در گلاب استفاده شد. بینی الکترونیکی با شبیه‌سازی حس بویایی انسان منجر به تشخیص ترکیبات فرار آلی متصاعد شده از سطح مواد، به‌وسیله آرایه‌ای از حسگرها می‌شود که برخلاف روش‌های آزمایشگاهی مانند کروماتوگرافی گاز (GC) و کروماتوگرافی مایع عملکرد بالا (HPLC) مشکلات هزینه بالا و نیاز به افرادی متخصص، آماده‌سازی پر زحمت نمونه‌ها و وقت‌گیر بودن را ندارد. تحلیل مولفه‌های اصلی (PCA)، تحلیل تفکیک خطی (LDA)، ماشین بردار پشتیبان (SVM) و درخت تصمیم‌گیری (DT) برای

گلاب بودند در شکل‌های (۷) و (۸) نشان داده شده‌اند. حسگرهای TGS2620 و MQ4 بهترین عملکرد را در تفکیک نمونه‌های گلاب از خود نشان دادند و حسگرهای TGS822 و MQ8 کم‌ترین تمایز را بین سطوح مختلف تقلب ایجاد می‌کنند.

#### ۳.۴. نتایج روش درخت تصمیم‌گیری

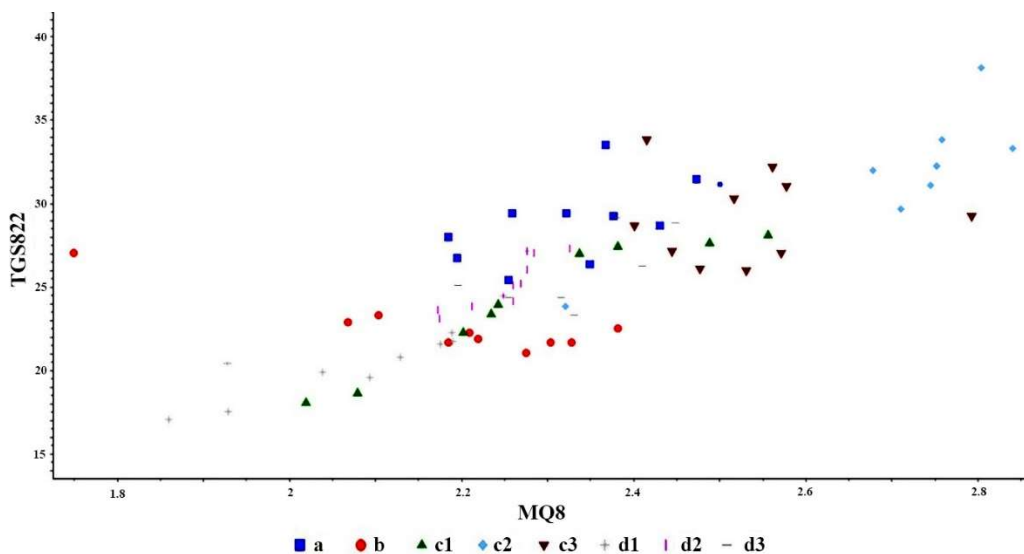
با توجه به الگوریتم J48 مورد استفاده، برای ارزیابی دقیق‌تر درخت تصمیم‌گیری ایجاد شده، مجموعه داده‌ها به زیرمجموعه‌های داده‌های آموزشی و داده‌های آزمایشی تقسیم می‌گردد. بدین منظور از تکنیک K-fold Cross validation استفاده شد. در این روش پارامتر K تعداد گروه‌های تصادفی است که برای ارزیابی مدل استفاده می‌شود و با توجه به مقدار آن K مرتبه و در هر مرتبه،  $\frac{1}{K}$  داده‌ها به‌عنوان مجموعه داده‌های آزمایشی برای ارزیابی مدل استفاده می‌گردد و در انتها میانگین این K مرتبه اجرا به‌عنوان نتیجه نهایی محاسبه می‌شود. در این پژوهش K=10 در نظر گرفته شد. شکل (۸) نمودار درخت تصمیم‌گیری در طبقه‌بندی داده‌ها را نشان می‌دهد.

در جدول‌های (۴) و (۵) به‌ترتیب 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



شکل (۷) جفت حسگرهایی که بیشترین تمایز را بین سطوح مختلف تقلب ایجاد می‌کنند. (a) گلاب، (b) تقلب با اسانس مصنوعی رز پاکستانی، (c1, 2,3) تقلب با اتانول ۰.۰۵٪، ۱٪ و ۱.۵٪، (d1,2,3) تقلب با اسانس شمعدانی ۰.۰۲٪، ۰.۴٪ و ۰.۶٪.

**Fig. 7** The pair of sensors that make the most difference between different levels of adulteration, a) rosewater, b) adulteration with synthetic essential oils of Pakistan rose, (c.1,2,3) adulteration with ethanol 0.5%, 1% and 1.5%, (d1,2,3) adulteration with pelargonium graveolens essential oils 0.2%, 0.4% and 0.6%



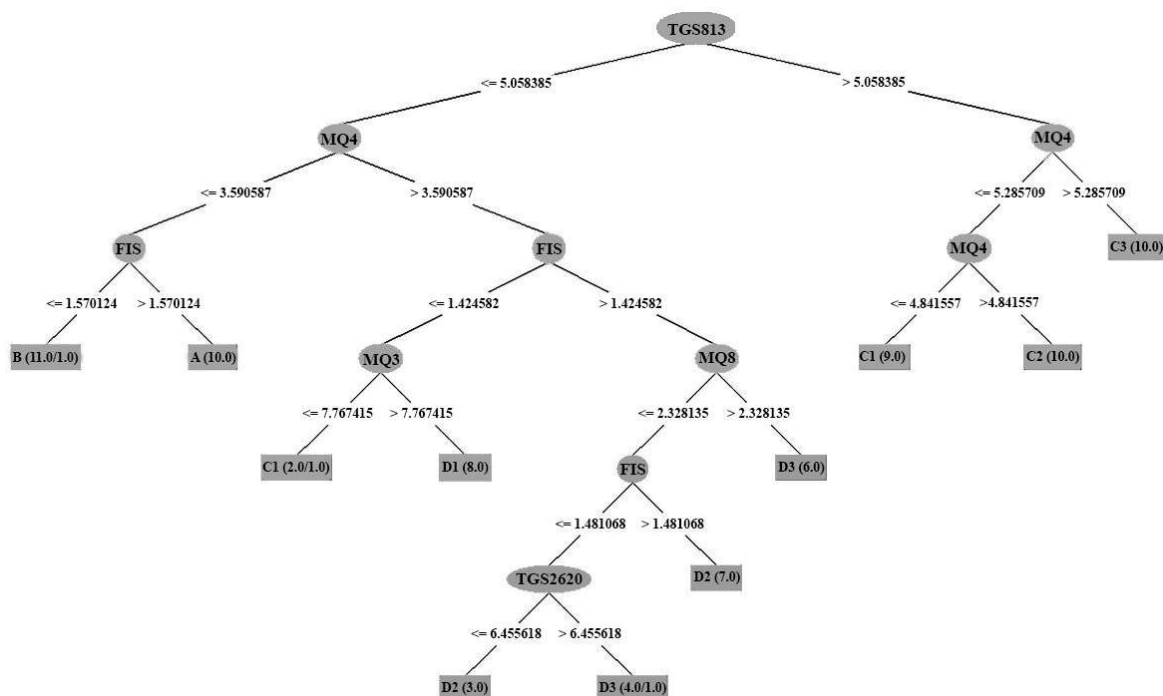
شکل (۸) جفت حسگرهایی که کمترین تمایز را بین سطوح مختلف تقلب ایجاد می‌کنند. (a) گلاب، (b) تقلب با اسانس مصنوعی رز پاکستانی، (c1,2,3) تقلب با اتانول ۰.۰۵٪، ۱٪ و ۱.۵٪، (d1,2,3) تقلب با اسانس شمعدانی ۰.۰۲٪، ۰.۴٪ و ۰.۶٪.

**Fig. 8** The pair of sensors that make the least difference between different levels of adulteration, a) rosewater, b) adulteration with synthetic essential oils of Pakistan rose, (c.1,2,3) adulteration with ethanol 0.5%, 1% and 1.5%, (d1,2,3) adulteration with pelargonium graveolens essential oils 0.2%, 0.4% and 0.6%

طبقه‌بندی نمونه‌های گلاب مورد استفاده قرار گرفتند. طبقه - بالاترین دقت طبقه‌بندی را دارا می‌باشد. براساس نتایج به‌دست آمده، ماشین بویایی بر پایه حسگرهای MOS در ترکیب با حسگری بینی الکترونیک نشان داد که روش LDA با دقت ۹۴٪ روش‌های شناسایی الگو توانایی تشخیص تقلب در گلاب را دارد.



هم‌چنین تیم پژوهشی این مقاله پیشنهاد می‌کند که از توانایی پتانسیل تقلب را دارند، استفاده شود. سامانه ماشین‌بوایی برای تشخیص تقلب در سایر محصولات که



شکل (۹) نمودار درخت تصمیم‌گیری در طبقه‌بندی سطوح مختلف تقلب، (a) گلاب، (b) تقلب با اسانس مصنوعی رز پاکستانی، (c1,2,3) تقلب با اتانول ۰/۴٪، ۰/۳٪، ۰/۲٪، ۱/۵٪، ۱٪ و ۰/۵٪. تقلب با اسانس شمعدانی ۰/۴٪، ۰/۳٪، ۰/۲٪، ۱/۵٪، ۱٪ و ۰/۵٪.

**Fig. 9** Decision tree plot in the classification of different levels of adulteration, a) rosewater, b) adulteration with synthetic essential oils of Pakistan rose, (c.1,2,3) adulteration with ethanol 0.5%, 1% and 1.5%, (d1,2,3) adulteration with pelargonium graveolens essential oils 0.2%, 0.4% and 0.6%

جدول (۴) ماتریس اغتشاش حاصل از درخت تصمیم‌گیری، (a) گلاب، (b) تقلب با اسانس مصنوعی رز پاکستانی، (c1,2,3) تقلب با اتانول ۰/۴٪، ۰/۳٪، ۰/۲٪، ۱/۵٪، ۱٪ و ۰/۵٪. تقلب با اسانس شمعدانی ۰/۴٪، ۰/۳٪، ۰/۲٪، ۱/۵٪، ۱٪ و ۰/۵٪.

**Table 4** Confusion matrix from decision tree, (a) rosewater, (b) adulteration with synthetic essential oils of Pakistan rose, (c.1,2,3) adulteration with ethanol 0.5%, 1% and 1.5%, (d1,2,3) adulteration with pelargonium graveolens essential oils 0.2%, 0.4% and 0.6%

a	b	c1	c2	c3	d1	d2	d3	مشاهده /پیش‌بینی Observed/Predicted
8	1	1	0	0	0	0	0	a
1	9	0	0	0	0	0	0	b
0	0	7	1	0	2	0	0	c1
0	0	0	8	2	0	0	0	c2
0	0	0	0	10	0	0	0	c3
0	1	1	0	0	6	2	0	d1
0	0	0	0	0	0	8	2	d2
0	0	1	0	0	1	1	7	d3

جدول (۵) نتایج درخت تصمیم‌گیری در طبقه‌بندی سطوح مختلف تقلب

Table 5 Results of decision tree in the classification of different levels of adulteration

اندازه‌گیری F F-Measure	بازخوانی Recall	دقت Precision	نرخ مثبت کاذب FP Rate	نرخ مثبت صحیح TP Rate	دسته Class
0.842	0.8	0.889	0.014	0.8	گلاب Rosewater
0.857	0.9	0.818	0.029	0.9	تقلب با اسانس مصنوعی رز پاکستانی Adulteration with synthetic essential oils of Pakistan rose
0.7	0.7	0.7	0.043	0.7	تقلب با اتانول ۰.۵٪ Adulteration with ethanol 0.5%
0.842	0.8	0.889	0.014	0.8	تقلب با اتانول ۱٪ Adulteration with ethanol 1%
0.909	1	0.883	0.029	1	تقلب با اتانول ۱.۵٪ Adulteration with ethanol 1.5%
0.632	0.6	0.667	0.043	0.6	تقلب با اسانس شمعدانی ۰.۲٪ Adulteration with pelargonium graveolens essential oils 0.2%
0.762	0.8	0.727	0.043	0.8	تقلب با اسانس شمعدانی ۰.۴٪ Adulteration with pelargonium graveolens essential oils 0.4%
0.737	0.7	0.778	0.029	0.7	تقلب با اسانس شمعدانی ۰.۶٪ Adulteration with pelargonium graveolens essential oils 0.6%
0.785	0.778	0.778	0.03	0.788	میانگین وزنی Weighted average

## منابع

- [1] جایمند، ک.؛ رضایی، م.ب. (۱۳۸۰) اسانس و دستگاه‌های اسانس‌گیری تحقیقات گیاهان دارویی و معطر ایران. انتشارات موسسه تحقیقات جنگل‌ها و مراتع تهران، جلد ۹، شماره ۱ ص ۳۱-۳۲ و ۷۹-۸۰.
- [2] کافی، م.؛ ریاضی، ی. (۱۳۸۰) پرورش گل محمدی و تولید گلاب. انتشارات پرچین تهران، ۹۸ ص.
- [3] عاصمی، ذ.ا.؛ شاکری، ح.؛ منصوری، ق.خ.؛ دولتی، م.ع.؛ حسینی، ا. (۱۳۸۴) میزان اسانس گلاب‌های تولیدی و عرضه شده شهرستان کاشان در بهار. فصلنامه علمی پژوهشی فیض. جلد ۱۰، شماره ۳، ص ۴۷-۵۱.
- [4] ثنایی فر، ع.؛ محتسبی، س. س.؛ قاسمی ورنامخواستی، م.؛ احمدی، ح. (۱۳۹۴). طراحی، ساخت و ارزیابی عملکرد ماشین بویایی (بینی الکترونیکی) بر پایه حسگرهای نیمه هادی اکسید فلزی (MOS) به‌منظور پایش رسیدگی موز. مجله ماشین‌های کشاورزی. جلد ۵، شماره ۱، ص ۱۱۱-۱۲۱.
- [5] Gardner, J.W., Bartlett, P.N. (1994). A brief history of electronic noses. *Sens Actuat. B: Chemical*, 18(1-3), 210-211.
- [6] تقی زاده، م.؛ عاصمی، ذ.ا.؛ فرجی، ع.م.؛ عابدی محتسب، ت.پ.؛ اکبری، ح. (۱۳۸۱) بررسی کمی و کیفی گلاب‌های تولیدی و عرضه شده در شهرستان کاشان در سال ۸۱-۸۰. طرح تحقیقاتی شماره ۸۰۰۸، دانشگاه علوم پزشکی کاشان.
- [7] Gorji-Chakespari, A., Nikbakht, A. M., Sefidkon, F., Ghasemi-Varnamkhasti, M., Valero, E. L. (2016). Classification of essential oil composition in *Rosa damascena* Mill. genotypes using an electronic nose. *J. App. Res. Medicinal Aromatic Plants*. 4, 27-34.
- [8] Rao, B. R. R., Sastry, K. P., Saleem, S. M., Syamasundra, K. V., Ramesh, S. (2000). Volatile flower oils of three genotypes of rose-scented geranium. *Flavour Fragr J.* 15, 105-107.
- [9] Marina, A. M., Man, Y. B. C., Amin, I. (2010). Use of the SAW sensor electronic nose for detecting the adulteration of virgin coconut oil with RBD palm kernel olein. *JAOCS, J. Am. Oil Chemists Soc.*, 87 (3), 263-270.
- [10] Yu, H., Wang, J., Xu, Y. (2007). Identification of

- jujube (*Zizyphus jujuba* Mill.) quality forecasting method based on electronic nose. *Food Chem.* 170, 484-491.
- [22] Jurs, P. C., Bakken, G. A., McClelland, H. E. (2000). Computational methods for the analysis of chemical sensor array data from volatile analytes. *Chem. Reviews*, 100(7), 2649-2678.
- [۲۳] توحیدی، م.؛ قاسمی ورنامخواستی، م.؛ غفاری نیا، و.؛ محتسبی، س.س.؛ بنیادیان، م.؛ (۱۳۹۵) ساخت و توسعه یک سامانه ماشین بویایی در ترکیب با روش‌های شناسایی الگو برای تشخیص تقلب فرمالین در شیر خام. *مجله مهندسی بیوسیستم ایران*. جلد ۴۷، شماره ۴، ص ۱۰-۱.
- [۲۴] قاسمی ورنامخواستی، م. (۱۳۹۰). طراحی، توسعه و پیاده سازی سیستم ماشین بویایی و زبان بیوالکتریک بر پایه نیمه-های اکسید فلزی به منظور آشکارسازی تغییر کیفیت ماءالشعیر در ترکیب با روش‌های آنالیز تشخیص الگو. پایان نامه دکتری مهندسی مکانیک ماشین‌های کشاورزی. دانشگاه تهران.
- [25] Pearce, T. C., Gardner, J. W., Friel, S., Barlett, P. N., Blair, N. (2003). Electronic nose for monitoring the flavor of beers. *Analyst*, 118, 371-377.
- [26] Arshak, K., Moore, E., Lyons, G. M., Harris, J., Clifford, S. (2004) A review of gas sensors employed in electronic nose applications. *Sensor Review*, 24 (2), 181-198.
- [27] Li, C., Heinemann, P., Sherry, R. (2007). Neural network and Bayesian network fusion models to fuse electronic nose and surface acoustic wave sensor data for apple defect detection. *Sens. Actuat. B: Chemical*, 125 (1), 301-310.
- [28] Siebert, K. J. (2001). Chemometrics in brewing-A review. *J. American Soc. Brewing Chem.*, 59, 147-156.
- [29] Ghasemi-Varnamkhasti, 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] Sanaeifar, A., Mohtasebi, S.S., GhasemiVarnamkhasti, M., Ahmadi, H. (2014). Application of MOS based electronic nose for the prediction of banana quality properties. *Measurement*, 82, 150-114.
- [۳۱] صفری امیری، ز.؛ قاسمی ورنامخواستی، م.؛ توحیدی، م.؛ محتسبی، س.س.؛ دولتی، م. (۱۳۹۶). استفاده از سامانه ماشین بویایی به منظور تشخیص تقلب در زیره کوهی. *مجله فناوری‌های نوین غذایی*، جلد ۵، شماره ۳، ۵۲۷-۵۴۱.
- [32] Fan, R.E., Chen, P.H., Lin, C.j. (2005). Working set selection using second order information for training support vector machines. *J. Machine Learning Res.* 6, adulterated milk using electronic nose. *Sens. Materials*. 19(5), 275-285.
- [11] Hai, Z., Wang, J. (2006). Electronic nose and data analysis for detection of maize oil adulteration in sesame oil. *Sens. Actuat. B*. 119, 449-455.
- [12] Heidarbeigi, K., Mohtasebi, S. S., Foroughirad, A., Ghasemi-Varnamkhasti, M., Rafiee, S., Rezaei, K. (2014). Detection of adulteration in saffron samples using electronic nose. *Int. J. Food Properties*, 18(7), 1391-1401.
- [13] Banach, U., Tiebe, C., Hübert, T. (2012). Multi gas sensors for the quality control of spice mixtures. *Food Cont.*, 26(1), 23-27.
- [۱۴] حاجی نژاد، م.؛ محتسبی، س.س.؛ قاسمی ورنامخواستی؛ م.؛ آغباشلو، م. (۱۳۹۵) طبقه‌بندی عسل‌های با منشأ گیاهی مختلف با استفاده از یک سامانه ماشین بویایی. *مجله مهندسی بیوسیستم ایران*، جلد ۷۴، شماره ۳، ص ۴۲۳-۴۱۵.
- [15] 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. Instrument. Measurement*, 57(7), 1313-1321.
- [16] Ongo, E., Falasconi, M., Sberveglieri, G., Antonelli, A., Montevecchi, 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.
- [17] Pardo, M., Niederjaufner, G., Benussi, G., Comini, E., Faglia, G., Sberveglieri, G., Lundstrom, I. (2000). Data preprocessing enhances the classification of different brands of Espresso coffee with an electronic nose. *Sens. Actuat. B: Chemical*, 69(3), 397-403.
- [18] 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. *European Food Res. Technol.*, 237(2), 245-251.
- [19] 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. Actuat. B: Chemical*, 159(1), 294-300.
- [20] 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. *Evidence Based Complementary and Alternative Medicine*. 2014, 1-6.
- [21] Guohua, H., Jiaojiao, J., Deng, S., Xiao, Y., Mengtian, Z., Minmin, W., Dandan, Y. (2015). Winter



1889–1918.

[33] D'heygere, T., Goethals, P. L., Pauw, N. D. (2003). Use of genetic algorithms to select input variables in decision tree models for the prediction of benthic macroinvertebrates. *Ecological Model.*, 160, 1-8.

[34] Tohidi, M., Ghasemi-Varnamkhasti, M., Ghafarina, V., Mohtasebi, S. S., Bonyadian, M. (2018). Identification of trace amounts of detergent powder in raw milk using a customized low-cost artificial olfactory system: A novel method. *Measurement.* 124,120-129.