

تشخیص و پیش‌بینی زمان تعویض روغن موتور به کمک داده‌های بویایی، رنگی و ترکیب داده‌های رنگ، بو و بریکس

پوریا دولتی جلیلیانی^۱، علی نجات لریستانی^{۲*} و ناهید عقیلی ناطق^۳

چکیده

روان‌کاری قطعات به منظور کاهش میزان اصطکاک و سایش از مهم‌ترین وظایف روغن موتورها است. زمانی که از روغن موتورها استفاده می‌شود، رنگ و گرانیوی آن در طی کارکرد خودرو دچار تغییر شده و با توجه به افزایش اصطکاک و انرژی لازم جهت پمپاژ روغن، موجب افزایش مصرف سوخت می‌گردد. هدف از این مطالعه بررسی تشخیص عمر روغن موتور از روی مسافت طی شده به کمک داده‌های بویایی، رنگی و داده‌های ترکیب شده رنگ، بو و بریکس به دو روش استاندارد و صفر-یک است. در این پژوهش از دستگاه‌های بینی الکترونیک، رفرکتومتر و رنگ‌سنج استفاده شد. از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)، تحلیل تفکیک خطی (LDA) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای طبقه‌بندی داده‌ها جهت تشخیص مسافت طی شده به کیلومتر و از روش حداقل مربعات جزئی (PLS) و رگرسیون مؤلفه اصلی (PCR) در پیش‌بینی پارامترهای بریکس و تغییر رنگ روغن موتور استفاده گردید. در نتایج روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی، تشخیص عمر روغن موتور بر اساس رنگ بهتر انجام شد و تمام نمونه روغن‌ها براساس مسافت طی شده به خوبی از هم تفکیک شدند. همچنین روش LDA برای تشخیص عمر روغن موتور با کیلومترهای طی شده متفاوت برای داده‌های رنگ با دقت ۹۶/۳۶٪ طبقه‌های مختلف را تفکیک کرد. بر اساس ماتریس اغتشاش حاصل از شبکه عصبی مصنوعی برای داده‌های رنگ نیز دقت طبقه‌بندی روغن‌ها با مسافت طی شده متفاوت، به میزان ۹۳/۶٪ به دست آمد. روش LDA نسبت به روش‌های PCA و ANN در تشخیص مسافت طی شده، دقت طبقه‌بندی بهتری را نشان داد. نتایج نشان داد که دو روش PLS و PCR نیز عملکرد مناسبی در پیش‌بینی عوامل بریکس و تغییر رنگ روغن موتور داشتند، اما عملکرد مناسبی در پیش‌بینی مسافت طی شده نداشتند. استفاده از مدل‌های PCR و PLS برای تشخیص بریکس و تغییر رنگ مناسب‌ترند.

واژه‌های کلیدی: روغن موتور، بویایی، رنگ، بریکس.

ارجاع: دولتی جلیلیانی پ.، لریستانی ع. ن. و عقیلی ناطق ن. ۱۴۰۳. تشخیص و پیش‌بینی زمان تعویض روغن موتور به کمک داده‌های بویایی، رنگی و ترکیب داده‌های رنگ، بو و بریکس. نشریه پژوهش‌های مکانیک ماشین‌های کشاورزی. ۳۰: ۲۷-۴۳. <https://dx.doi.org/10.22034/JRMAM.2024.14453.668>

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه رازی، کرمانشاه.

۲- دانشیار گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه رازی، کرمانشاه.

۳- استادیار گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی سنقر، دانشگاه رازی، کرمانشاه.

* نویسنده مسئول: lorestani@razi.ac.ir

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۴/۱۶ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۶/۰۸

مقدمه

صنعت خودرو به عنوان یکی از بزرگترین بخش‌های تولیدی در جهان به شمار می‌رود (Rosli, 2006). این صنعت شامل چندین شاخه تولیدی مهم و تولید روغن روان‌کننده یکی از این موارد است. روغن روان‌کننده یکی از فرآورده‌های پالایشگاه نفت و پژوهش درباره آن یکی از بزرگترین حوزه‌های تحقیق و نوآوری در بخش خودرو است (Mu et al., 2014). وجود روغن روان‌کننده برای حفظ عملکرد موتور در اوج کار و محافظت از آن در برابر گرما با خنک کردن موتور، کاهش اصطکاک بین دو قسمت متحرک و جلوگیری از ورود آلاینده‌ها بسیار مهم است (Kamal et al., 2013; Perić et al., 2014; Yunus et al., 2013). گروهی از پژوهش‌گران رابطه بین زمان‌های مختلف کاری با میزان تغییرگرانی ۳۰ نمونه روغن موتور اتومبیل پژو ۴۰۵ با کیلومترهای کاری ۱۰۰۰، ۲۰۰۰، ۳۰۰۰، ۵۰۰۰ و ۶۰۰۰ در دمای ۴۰ درجه سلسیوس را بررسی کردند. نتایج نشان داد که با افزایش مقدار کیلومترهای کارکرد ماشین، میزان گرانی کاهش می‌یابد و به ازای هر کیلومتر کارکرد بیشتر ماشین ۰/۰۷۵ از میزان ویسکوزیته روغن کاهش می‌یابد (Hesampour et al., 2015). در تحقیق دیگری خواص فیزیکی و شیمیایی روغن موتور بنزینی بر پایه معدنی در ۵۰۰، ۱۰۰۰، ۲۰۰۰، ۳۵۰۰، ۶۰۰۰، ۸۵۰۰ و ۱۱۵۰۰ کیلومتر کارکرد بررسی گردید. نتایج حاکی از روند کاهشی غلظت عناصر افزودنی و افزایش غلظت عناصر فرسوده بود. در این پژوهش، روندهای متفاوتی برای خواص فیزیکی مختلف روغن مشاهده شد (Rahimi et al., 2012).

در خودروهای قدیمی معمولاً تعویض روغن بر اساس مسافت پیموده شده بود اما اخیراً به این نتیجه رسیدند که به جز مسافت طی شده، عوامل مهمی در زمان تعویض روغن مانند دمای هوا، شرایط کارکرد خودرو و غیره تأثیر دارند. جهت تشخیص به موقع زمان تعویض روغن موتور و جلوگیری از آسیب موتور بایستی در کنار مسافت طی شده عامل‌هایی همچون صدای موتور، رنگ، گرانی و بوی روغن را نیز در نظر گرفت.

پژوهشگران به مطالعه تأثیر روغن‌های به کار رفته در موتور اتومبیل‌ها قبل و بعد از تعویض روغن، بر روی تغییرات میزان تراز صدای تولیدی از موتور پرداختند. نتایج این مطالعه نشان داد که کیفیت روغن موتور، که

نوع روغن و مسافت طی شده اتومبیل از عوامل مهم مؤثر بر کیفیت روغن موتور می‌باشند، میزان تراز صدای موتور اتومبیل را کاهش می‌دهد (Hesampour et al., 2015). برای کنترل و نظارت بر روی روغن روان‌کننده در بازار باید بررسی کیفیت روغن روان‌کننده انجام شود، روش‌های بررسی زیادی برای روغن روان‌کننده استفاده می‌شود، از جمله ICP-OES، AAS و ICP-MS (Lara et al., 2013; Srikanth et al., 2015). این روش‌ها، روش‌های قدرتمندی هستند که به طور گسترده در آزمایشگاه‌های شیمیایی برای تجزیه و تحلیل فلزات در نمونه‌های روغن روان‌کننده مورد استفاده قرار می‌گیرند (Capone et al., 2008). با این حال، تجزیه و تحلیل با استفاده از این روش‌ها محدودیت‌های متعددی مانند پیچیدگی روش آزمایش، هزینه بالا و نیاز به کارشناس آموزش دیده، دارند و می‌تواند این روش‌ها را محدود کنند. به همین دلیل، بینی الکترونیکی می‌تواند به عنوان راه جایگزین برای تعیین، تجزیه و تحلیل انتخاب شود. بینی الکترونیکی ابزار مفیدی برای شناسایی بوهای مختلف، درجه شدت بو و میزان تقلب است (Najib et al., 2016). بینی الکترونیکی از یک آرایه حسگر تشکیل شده است که داده‌های بو را به شکل ولتاژ یا مقاومت اندازه می‌گیرد (Zahari et al., 2015; Zohora et al., 2016). استفاده از بینی الکترونیکی در صنعت خودروسازی رویکردی قابل توجه به منظور کنترل کیفیت و عملکرد خودرو است (Morvan et al., 2000). در پژوهشی از بینی الکترونیکی جهت طبقه‌بندی روغن روان‌کننده بر اساس مشخصات بو با ترکیبی از یک الگوریتم طبقه‌بندی استفاده شد و نتایج نشان داد که بینی الکترونیکی جهت طبقه‌بندی روغن موتور ابزار و روش بسیار مفیدی است (Daud et al., 2018). به طور کلی مسئله روش ترکیب داده‌های چند حسگر، مربوط به چگونگی ترکیب داده‌ها از یک یا چند حسگر، به منظور نتیجه‌گیری در مورد یک رویداد فیزیکی است (Masnana et al., 2012). یک پژوهش‌گر ترکیب داده‌های چند حسگر را از نظر تئوری، به صورت روش‌ها و ابزارهایی برای تحلیل داده‌ها، استفاده نمود (Mitchell, 2007). بیش از دو دهه است که از ترکیب و ترکیب داده‌ها برای تحلیل استفاده می‌شود. تا به امروز از روش‌های بسیاری مثل منطق مرحله‌ای، فیلتر کالمن و غیره برای ترکیب

پیاده‌سازی سامانه بین‌الکترونیک

سامانه‌ای شامل محفظه حسگرها، محفظه نمونه، یک میکروپمپ، سه شیر سلونوئیدی ۲ راهه دو حالت، سامانه جمع‌آوری داده (با رابط USB)، منبع تغذیه ۵ و ۱۲ ولتی، فیلتر هوای ورودی (کربن فعال) و رابط گرافیکی (Labview 2014) مهیا گردید. در این پژوهش از ده حسگر نیمه هادی اکسید فلز (MOS) استفاده شد. هر کدام از حسگرها به ترکیبات خاصی از مواد فرار واکنش نشان می‌دهند (Sanaeifar et al., 2015). مشخصات حسگرهای انتخاب شده در سامانه طراحی شده در جدول ۱ آورده شده است. شکل ۲ تصویر سامانه بویایی را نشان می‌دهد.



الف



ب

شکل ۲- الف) نمای کلی سامانه بین‌الکترونیک هنگام آزمایش؛ ب) نمای کلی سامانه بین‌الکترونیک یک تیمار در هنگام آزمایش

برای به دست آوردن الگوی پاسخ مناسب برای حسگرها برای هر یک از نمونه‌ها، در مرحله اول نمونه روغن را داخل محفظه نمونه قرار داده و پس از ۱۰ دقیقه، به منظور افزایش غلظت بوی روغن موجود در محفظه، دستگاه راه‌اندازی می‌شد. سپس مراحل اصلی کار بین‌الکترونیک در سه مرحله زمانی ۱- رسیدن به خط مبنا

داده‌ها استفاده شده است. همان‌طور که بیان شد زمان مناسب تعویض روغن جهت جلوگیری از آسیب به موتور ضروری به نظر می‌رسد که در کنار مسافت طی شده عوامل دیگری نیز باید در نظر گرفته شوند. طبق بررسی‌ها، تحقیقی در زمینه تشخیص زمان تعویض روغن با استفاده از ترکیب رنگ، بو و میزان مواد جامد محلول در روغن انجام مشاهده نشد. بنابراین هدف از انجام این تحقیق، تشخیص به موقع زمان تعویض روغن با استفاده از سه عامل رنگ، بو و بریکس روغن است. در صورت تحقق نتایج این تحقیق از خساراتی چون از کار افتادن پمپ روغن و یاتاقان زدن خودرو جلوگیری شده، اصطکاک و فرسایش میان قطعات به حداقل رسیده و همچنین تعویض روغن به موقع صورت خواهد گرفت.

مواد و روش‌ها

آماده‌سازی نمونه‌ها

نمونه‌ای از روغن موتور تولید داخلی ایران (بهران سوپر پیش‌تاز SAE 20W-50) از نمایندگی‌های معتبر موجود در بازار شهر کرمانشاه، ایران تهیه شد. با توجه به این که مسافت توصیه شده جهت تعویض روغن موتور ۵۰۰۰ کیلومتر است هر ۵۰۰ کیلومتر، تا میزان ۵۰۰۰ کیلومتر، ۱۰ نمونه روغن، هر یک به حجم ۵ سی‌سی جهت انجام آزمایش‌ها از روغن داخل موتور تهیه گردید. در این پژوهش از یک خودرو پژو ۴۰۵، تولید ایران خودرو (سال ساخت: ۱۳۹۰ شمسی)، با موتور پژو GLX استفاده شد. به منظور انجام آزمایشات در فصل تابستان، در ابتدا فیلتر روغن و فیلتر هوا تعویض شدند. جهت تهیه نمونه‌های روغن موتور از داخل کارتل، پیچ روغن به آرامی باز شده و حدود ۵۰ سی‌سی روغن داخل ظرف جمع‌آوری نمونه پر می‌گردید. سپس ۵۰ سی‌سی نمونه توسط یک سرنگ مدرج به ۱۰ نمونه ۵ سی‌سی تقسیم می‌شد.



شکل ۱- نمونه‌های آماده شده جهت آزمایش

از خنک شدن و رسیدن دمای نمونه به ۲۰ درجه سلسیوس، دو قطره از نمونه آماده شده روی صفحه منشور دستگاه رفرکتومتر ریخته و عدد بریکس نشان داده شده یادداشت گردید.



شکل ۳- نمای کلی دستگاه رفرکتومتر هنگام آزمایش

دستگاه رنگ‌سنج

برای اندازه‌گیری رنگ، از دستگاه رنگ‌سنج لوترون (Lutron، تایوان) استفاده شد (شکل ۴). فشنگی رنگ‌سنج به صورت عمود در بالای ظرف نمونه‌ها قرار می‌گرفت، به طوری که نور فشنگی مستقیم بر سطح روغن موجود در ظرف تابیده شود. با فشار دادن ماشه فشنگی میزان L، a و b در هر تکرار نمایش داده می‌شد. L میزان روشنایی، و a و b به ترتیب میزان سبز بودن و زرد بودن رنگ تصویر را نشان می‌دهند.



شکل ۴- نمای کلی از دستگاه رنگ‌سنج مدل لوترون

ترکیب داده‌ها

ترکیب داده‌ها از چند حسگر، احتمال طبقه‌بندی صحیح را افزایش خواهد داد، زیرا ویژگی‌ای که ممکن است توسط یک نوع حسگر در نظر گرفته نشود، توسط دیگری اندازه‌گیری می‌گردد (Banerjee et al., 2016). اگر چه در عمل این بیان همواره صادق نیست، زیرا همه ویژگی‌ها

۲- تزریق نمونه به داخل محفظه حسگرها و ۳- پاکسازی محفظه حسگرها تقسیم شده و الگوی پاسخ حسگرها در طول این سه مرحله زمانی به صورت تغییر ولتاژ در مقابل زمان ثبت گردید (Zakian et al., 2015; Rasouli et al., 2015; Aghili Nategh et al., 2019). برای هر آزمایش، ۲۵۰ ثانیه برای جمع‌آوری داده‌ها صرف شد. تعداد تکرارهای تست بویایی برای هر ۵۰۰ کیلومتر ۱۰ بار بود. برای به دست آوردن ویژگی‌ها ابتدا باید پیش‌پردازشی بر روی داده‌های خروجی حسگرها انجام شود. دلیل پیش‌پردازش روی داده‌ها مشخص کردن پاسخ حسگرها و افزایش دقت در تحلیل الگوها است، از سه روش نسبی، تفاضلی و کسری برای تصحیح خط مبنا استفاده گردید.

جدول ۱- مشخصات حسگرهای انتخاب شده در سامانه بینی

الکترونیک		
شماره حسگر	حسگر	کاربرد
1	MQ3	الکل Alcohol
2	MQ5	گاز طبیعی، گاز شهر، بخار پخت و مونواکسید کربن
3	MQ9	متان، مونواکسیدکربن و گاز طبیعی LPG, CH ₄ , Coal gas CO and combustible gas
4	MQ135	بنزن، آمونیاک، دی‌اکسید کربن، مونواکسید کربن و الکل
5	TGS2620	الکل و بخارات آلی الکل Amonia CO ₂ , CO, Alcohol, Alcohol, Steam organic solvents
6	TGS2610	بوتان و گاز مایع C ₄ H ₁₀ , LPG
7	TGS2611	متان CH ₄
8	TGS813	پروپان و بوتان CH ₄ , C ₃ H ₈ , C ₄ H ₁₀
9	TGS822	بخارهای حلال‌های آلی Steam organic solvents
10	TGS2602	آلاینده‌های هوا Air quality control

دستگاه رفرکتومتر

دستگاه رفرکتومتر (مدل PrismaTech_PTR1۰0، ساخت ایران) برای اندازه‌گیری میزان بریکس به کار برده می‌شود. ابتدا به وسیله آب مقطر، دستگاه تنظیم و روی صفر کالیبره گردید. برای تسریع در تنظیم دمای نمونه، سیستم حرارتی دستگاه دمای منشور و قطعات داخلی دستگاه را به نزدیکی ۲۰ درجه سلسیوس می‌رساند. پس

تحلیل داده‌ها

داده‌ها با روش‌های تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، تحلیل تفکیک خطی (LDA) طبقه‌بندی و با روش‌های رگرسیون مؤلفه اصلی (PCR) و حداقل مربعات جزئی (PLS) پیش‌بینی، و با استفاده از نرم‌افزار Unscrambler V.9.7 و MATLAB R2013a تحلیل شدند.

تحلیل مؤلفه‌های اصلی

این روش یک تبدیل خطی متعامد در ریاضی نامیده می‌شود که داده‌های خروجی را به یک دستگاه مختصات جدید می‌برد و به این داده‌های جدید که بدون همبستگی هستند مؤلفه‌های اصلی می‌گویند. در واقع این روش به صورت گسترده برای مشخص کردن الگوها و طبقه‌بندی داده‌ها به کار می‌رود و به نحوی داده‌ها را بیان می‌کند که شباهت‌ها و تفاوت‌های بین آن‌ها مشخص می‌شود. طبقه‌بندی که بر روی این نمونه انجام می‌شود به دلیل کم بودن متغیرهای اصلی کار تحلیل، توزیع و نمایش نمونه‌ها راحت تر انجام می‌شود (Mahmoudi, 2009; Varmuza & Filzmoser, 2009)

تفکیک خطی

روش تفکیک خطی، ترکیبی خطی از تمام ویژگی‌هایی که موجب ایجاد طبقه‌بندی در یک سری نمونه می‌گردد، ایجاد می‌کند. این تابع نسبت واریانس بین گروهی را به واریانس درون گروهی افزایش می‌دهد. تبدیلات و انتقالات در این تابع به صورتی انجام می‌شود که وقتی مشاهدات جدیدی وارد می‌شوند، جهت پیش‌بینی اختلافات بین گروه‌ها به حداکثر مقدار خود می‌رسد (Varmuza & Filzmoser, 2009).

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی تقلیدی از مغز انسان است و مانند دستگاه عصبی انسان عمل می‌کند. این روش از پرکاربردترین روش‌ها برای داده کاوی هوشمند است. یکی از روش‌های مدل‌سازی که جایگاه خاصی در علوم و زمینه‌های مختلف پیدا کرده است و در حل مسائل به خوبی عمل می‌کند، مدل‌سازی به روش شبکه عصبی مصنوعی است و نسبت به روش‌های دیگر از جمله رگرسیون خطی دارای خطای

برای درک و یا نشان دادن پدیده اساسی مطلوب مهم نیستند (Liu & Wang, 2009) فرایند ترکیب، اغلب در یک مدل سه سطحی (سطح کم، متوسط و زیاد) دسته‌بندی می‌شود.

در ترکیب سطح پایین، به سادگی داده‌ها از همه منابع به صورت یکپارچه به شکل یک نمونه در می‌آیند. در ماتریس داده‌ها تعداد ردیف‌ها برابر با تعداد نمونه‌های آزمایشی و تعداد ستون‌ها برابر با تعداد کل سیگنال‌ها از همه منابع است. در ترکیب سطح متوسط که ترکیب در سطح ویژگی‌ها نیز خوانده می‌شود، ابتدا برخی از ویژگی‌های برجسته از هر منبع داده به طور جداگانه استخراج می‌شوند و سپس به یک بردار ویژگی (آرایه) تبدیل می‌شوند. در ترکیب سطح بالا که ترکیب در سطح تصمیم‌گیری نیز هست، یک مدل طبقه‌بندی یا رگرسیون جداگانه برای هر یک از مجموعه داده‌های موجود ساخته می‌شود و سپس پاسخ مدل‌های مجزا برای تولید جواب نهایی ترکیب می‌شوند.

لازم هست داده‌های منابع مختلف قبل از ترکیب شدن نرمال گردند (Qiu et al., 2015). یکی از روش‌های نرمال کردن توسط معادله (۱) است که در آن x_i هر کدام از داده‌ها، μ میانگین داده‌ها و σ انحراف معیار داده‌ها و تحت عنوان روش استاندارد مطرح است (Mamat & Samad, 2012).

$$Z_i = \frac{x_i - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

در پژوهشی، یک تبدیل خطی برای نرمال‌سازی پیشنهاد شد به نحوی که همه داده‌های نرمال شده در محدوده [۰،۱] با تصویر حداقل امتیاز به صفر و تصویر حداکثر امتیاز به ۱، قرار گیرند که تحت عنوان روش صفر-یک مطرح است (معادله (۲)) (Esteki et al., 2017; Perić et al., 2014).

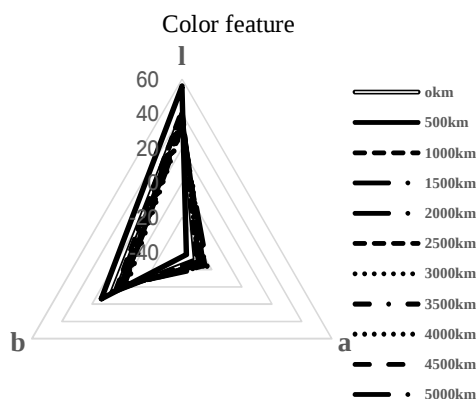
$$A_{norm} = \frac{A - \min(A)}{\max(A) - \min(A)} \quad (2)$$

در این تحقیق ده ویژگی مستخرج از داده‌های بویایی توسط ۱۰ حسگر، سه ویژگی مستخرج از دستگاه رنگ‌سنج (a, b و L) و یک ویژگی مستخرج از دستگاه رفرتومتر (عدد بریکس) ابتدا به دو روش ذکر شده نرمال و نهایتاً ترکیب گردیدند.

خطی از J عامل تعریف نمود و در نهایت متغیرهای جدید برای ماتریس تعریف می‌گردند (Mabood *et al.*, 2018). ابعاد استخراج شده PLS با استفاده از این روش برای بهینه‌سازی قابلیت استفاده، از آن‌ها برای پیش‌بینی متغیر وابسته از بین بسیاری از متغیرهای مستقل، انتخاب می‌گردد (Scott *et al.*, 2006).

نتایج و بحث

شکل ۵، ۱۰ ویژگی بو و ۳ ویژگی رنگ را نشان می‌دهد. می‌توان مشاهده کرد که الگوی ویژگی‌های بو و رنگ برای نمونه‌های روغن با مسافت‌های مختلف یکسان است. اما در نمونه‌های رنگ کم‌ترین مقادیر مربوط به مسافت ۵۰۰۰ کیلومتر است، در حالی که در ویژگی‌های بویایی بیش‌ترین مقدار مربوط به مسافت ۵۰۰۰ کیلومتر است که به نظر می‌رسد با گذشت زمان روغن تیره رنگ شده و خواص روشنایی آن کاسته می‌شود؛ در حالیکه به دلیل آلوده شدن روغن با گذشت مسافت و زمان بوی روغن بیشتر می‌گردد.



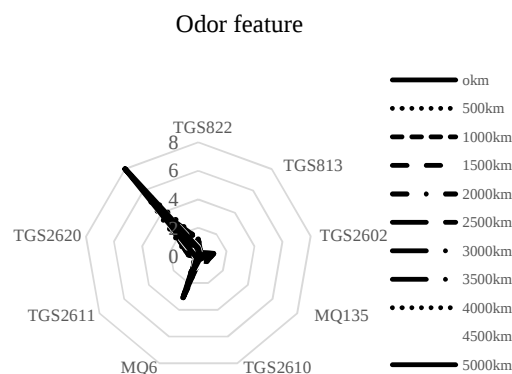
کمتری است (Adab *et al.*, 2013; Menhaj, 1998; Bagheri & Sohrabi, 2016).

رگرسیون مؤلفه‌های اصلی

در آمار، PCR یک روش تجزیه و تحلیل رگرسیون مبتنی بر PCA است. به طور معمول، PCR بر اساس مدل رگرسیون خطی استاندارد به دست آمده از نتایج در مجموعه‌ای از متغیرها استفاده می‌گردد (Sanaeifar *et al.*, 2016; Heidarbeygi *et al.*, 2014).

حداقل مربعات جزئی

یکی از قدرتمندترین روش‌ها در حوزه کمومتریکیس، تحلیل عاملی است. تحلیل عاملی روشی چند متغیره است که با استفاده از کاهش ابعاد داده‌ها و حداقل تعداد بردارهای عمود بر هم، اطلاعات مهم و کاربردی ارائه می‌دهد. از جمله روش‌های تحلیل عاملی روش حداقل مربعات جزئی است. عامل یا اجزای اصلی ترکیبی خطی از متغیرهای اصلی موجود در ماتریس‌ها است و می‌توان به جای ماتریس $I \times J$ ، متغیرهای آن را به صورت ترکیب



شکل ۵ - الگوی ویژگی‌های بویایی و رنگ

به شکل (۶-ب) مقدار واریانس در مؤلفه‌های اصلی اول و دوم به ترتیب ۹۸٪ و ۱٪ بود. تمام نمونه روغن‌ها براساس مسافت طی شده به خوبی از هم تفکیک و طبقه‌بندی شدند.

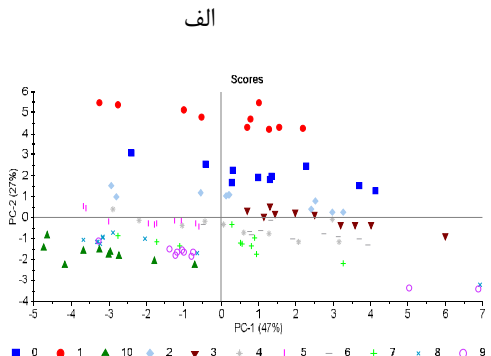
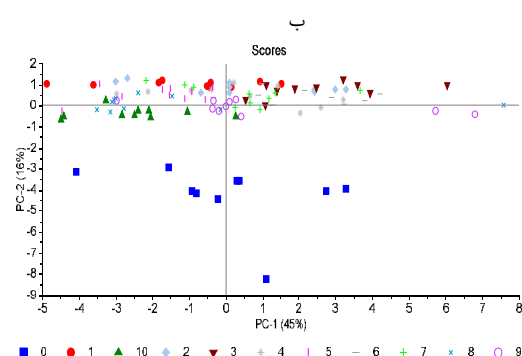
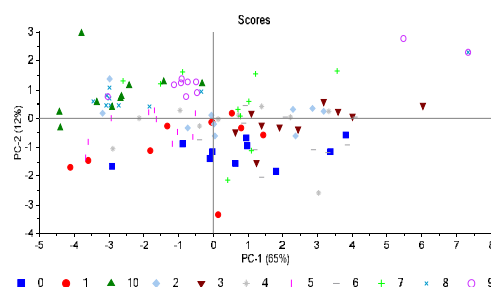
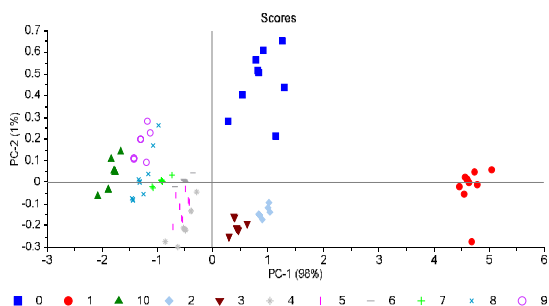
نمودار PCA برای داده‌های ترکیب شده به روش استاندارد با توجه به دو مؤلفه اصلی اول و دوم در شکل (۶-ج) نشان داده شده است. مؤلفه اصلی اول (۴۷٪ PC_1) و مؤلفه اصلی دوم (۲۷٪ PC_2) واریانس داده‌ها را پوشش

نتایج PCA

PC_1 بیش‌ترین مقدار پراکندگی داده‌ها را در کل مجموعه داده‌ها نشان می‌دهد و PC_2 بیش‌ترین واریانس مجموعه داده‌ها که توسط PC_1 محاسبه نشده را نشان می‌دهد (Scott *et al.*, 2006). بر اساس نتایج حاصل از تحلیل PCA در نمونه‌های روغن با مسافت‌های مختلف، مؤلفه اصلی اول و مؤلفه اصلی دوم در مجموع ۷۷٪ تغییرات یا واریانس داده‌ها را پوشش می‌دهند (شکل ۶-الف). با توجه

همچنین گروهی از پژوهش‌گران دو مطالعه متفاوت در زمینه ترکیب سامانه بینی و زبان الکترونیکی برای مواد غذایی انجام دادند و در هر دو مورد نتایج ترکیب این دو سامانه بهتر از نتایج انفرادی سامانه‌های بینی و زبان الکترونیکی بود (Varmuza & Mahmoudi, 2009; Filzmoser, 2009). برخی از محققان ترکیب داده‌های حاصل از ۲۲ ویژگی مستخرج از بینی الکترونیک و ۳ ویژگی مستخرج از زبان الکترونیک و ۷ ویژگی شیمیایی را جهت بررسی دوره انبار مانی نمونه‌های روغن زیتون بکر در شرایط نگهداری مختلف مطالعه نمودند و ثابت کردند که بینی الکترونیکی به تنهایی نتایج بهتری از ترکیب داده‌ها در فرایند طبقه‌بندی ارائه می‌کند (Cosio et al., 2006; Cortina-Puig et al., 2015). البته نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که داده‌های بویایی و داده‌های رنگ به تنهایی نتایج قابل قبول‌تری نسبت به ترکیب داده‌های بویایی، رنگ و بریکس نشان می‌دهد. البته ترکیب داده‌ها به روش استاندارد مناسب‌تر از روش صفر-یک است.

می‌دهند. بنابراین برای داده‌های ترکیب شده طبقه‌بندی نمونه‌های روغن با کیلومتر طی شده مختلف با دقت ۷۴٪ از هم جدا شده‌اند که به نسبت نمودار اسکور برای داده‌های رنگ کمتر بود. همان طور که در شکل (۶-د) مشاهده می‌شود مؤلفه اصلی اول (PC1(45%) و PC2(15%) تغییرات با واریانس داده‌های نرمال شده به روش صفر-یک را پوشش می‌دهند. به صورت کلی می‌توان گفت بر اساس نمودارهای اسکور شکل ۶، طبقه‌بندی بر اساس داده‌های رنگ بهتر است، چون مجموع واریانس دو محور بیش‌تر بوده و هم پوشانی بین داده‌ها کم‌تر است. بر اساس مطالعات انجام شده ترکیب داده‌ها لزوماً همیشه نتایج بهتری نسبت به استفاده فردی از داده‌ها ندارد، زیرا در ترکیب داده‌ها انتخاب روش ترکیب داده و ویژگی بسیار مهم است (Wang & Hong, 2014). گروهی از محققان در دو مطالعه که بر روی دوره انبار مانی روغن زیتون بکر انجام دادند داده‌های بویایی و ویژگی‌های شیمیایی را در سطح پایین ترکیب نمودند و نتایج داده‌های بویایی به تنهایی بهتر از نتایج ترکیب داده‌ها در فرایند طبقه‌بندی بود (Cosio et al., 2006).



شکل ۶- الف) نمودار اسکور عمر روغن موتور برای داده‌های بویایی ب) داده‌های رنگ ج) داده‌های ترکیب شده به روش استاندارد د) داده‌های ترکیب شده به روش صفر-یک

نتایج LDA

به منظور محاسبه عوامل عملکردی مدل‌های تشخیصی از ماتریس اغتشاش استفاده شد. ماتریس اغتشاش مربوط به طبقه‌بندی روغن موتور با طول عمرهای مختلف بر اساس داده‌های بویایی و رنگ با روش LDA در جدول ۲ آورده شده است. LDA به کمک داده‌های بویایی با دقت ۸۴/۵۵ درصد نمونه‌های روغن را تفکیک کرده است، در حالی که نمودار بر اساس داده‌های رنگ، در طبقه‌بندی نمونه‌های روغن موتور با کیلومتر کار کرد متفاوت با دقت ۹۶/۳۶ درصد نمونه‌های مختلف را تفکیک کرده است. نتایج

جدول نشان داد که روش LDA برای تفکیک روغن موتور بر اساس داده‌های رنگ مؤثرتر و دقیق‌تر است. دلیل آن می‌تواند تغییر بیشتر شاخص رنگ روغن نسبت به بوی آن در طی مسافت‌ها باشد.

نتایج شبکه عصبی

جدول ۳، ماتریس اغتشاش حاصل از شبکه مصنوعی را برای داده‌های بویایی، داده‌های رنگ و داده‌های ترکیب شده به روش استاندارد و صفر-یک نشان می‌دهد.

جدول ۲- ماتریس اغتشاش طبقه‌بندی LDA در روغن‌موتورهای با طول عمر مختلف با استفاده از داده‌های بویایی و رنگ

Actual واقعی	Feature مشخصه	Predicted پیش‌بینی شده										
		۰	۵۰۰	۱۰۰۰	۱۵۰۰	۲۰۰۰	۲۵۰۰	۳۰۰۰	۳۵۰۰	۴۰۰۰	۴۵۰۰	۵۰۰۰
۰	بو Odor	۹	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
	رنگ Color	۱۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
۵۰۰	بو Odor	۱	۸	۰	۰	۰	۱	۱	۰	۰	۰	۰
	رنگ Color	۰	۱۰	۰	۰	۰	۰	۱	۰	۰	۰	۰
۱۰۰۰	بو Odor	۰	۰	۸	۰	۰	۱	۰	۰	۱	۱	۰
	رنگ Color	۰	۰	۱۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
۱۵۰۰	بو Odor	۰	۰	۰	۹	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۰
	رنگ Color	۰	۰	۰	۱۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
۲۰۰۰	بو Odor	۰	۱	۱	۱	۱۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
	رنگ Color	۰	۰	۰	۰	۱۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
۲۵۰۰	بو Odor	۰	۱	۰	۰	۰	۷	۰	۱	۰	۰	۰
	رنگ Color	۰	۰	۰	۰	۰	۹	۰	۰	۰	۰	۰
۳۰۰۰	بو Odor	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۷	۱	۱	۱	۱
	رنگ Color	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱۰	۰	۰	۰	۰
۳۵۰۰	بو Odor	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۲	۸	۰	۰	۰
	رنگ Color	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱۰	۰	۰	۰
۴۰۰۰	بو Odor	۰	۰	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۹	۱	۰
	رنگ Color	۰	۰	۰	۱	۰	۰	۰	۰	۸	۱	۰
۴۵۰۰	بو Odor	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۸	۰
	رنگ Color	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۲	۹	۰
۵۰۰۰	بو Odor	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۰	۰	۰	۰	۱۰
	رنگ Color	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱۰

در لایه پنهان معمولاً از طریق سعی و خطا تعیین می‌گردد. تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر شبکه طراحی شده بر اساس داده‌های بویایی، داده‌های رنگ، داده‌های ترکیب شده به روش استاندارد و داده‌های ترکیب شده به روش صفر-یک به ۱۰، ۳، ۱۴، ۱۴ است و تعداد نرون‌های لایه خروجی برای تشخیص مسافت‌های مختلف ۱۱ است. در شبکه طراحی شده، نرخ یادگیری ۰/۰۲ استفاده شد.

الگوریتم پرسپترون چندلایه پس انتشار برای طبقه‌بندی و تشخیص نمونه‌های روغن با مسافت‌های مختلف با استفاده از داده‌های حاصل از بینی الکترونیک به عنوان ورودی شبکه، استفاده شد. به منظور طبقه‌بندی، شبکه‌ای شامل یک لایه ورودی، یک لایه پنهان و یک لایه خروجی استفاده گردید. تابع فعال سازی تانژانت هیپربولیک برای لایه پنهان استفاده گردید. تعداد نرون‌ها

ادامه جدول ۳- ماتریس اغتشاش حاصل از شبکه عصبی برای داده‌های بویایی، رنگ، ترکیب شده به روش استاندارد و صفر-یک											
Actual واقعی	Feature مشخصه	۵۰۰	۱۰۰۰	۱۵۰۰	۲۰۰۰	۲۵۰۰	۳۰۰۰	۳۵۰۰	۴۰۰۰	۴۵۰۰	۵۰۰۰
۲۵۰۰	بو Odor	۲	۱	۰	۰	۹	۱	۰	۰	۰	۰
	رنگ Color	۰	۰	۰	۳	۹	۹	۰	۰	۰	۰
	بو-رنگ-بریکس ترکیب به روش استاندارد	۰	۰	۰	۳	۹	۰	۰	۰	۰	۰
	Odor-Color-brix Standard										
	بو-رنگ-بریکس ترکیب به روش صفر-یک	۰	۰	۰	۰	۵	۰	۰	۰	۰	۰
	1-Odor-Color-brix 0										
۳۰۰۰	بو Odor	۰	۰	۰	۱	۰	۸	۱	۰	۱	۰
	رنگ Color	۰	۰	۰	۰	۱	۱۰	۰	۰	۰	۰
	بو-رنگ-بریکس ترکیب به روش استاندارد	۰	۰	۰	۰	۰	۸	۱	۰	۱	۰
	Odor-Color-brix Standard										
	بو-رنگ-بریکس ترکیب به روش صفر-یک	۱	۰	۰	۵	۲	۸	۱	۰	۰	۰
	1-Odor-Color-brix 0										
۳۵۰۰	بو Odor	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۹	۰	۰	۰
	رنگ Color	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱۰	۰	۰	۰
	بو-رنگ-بریکس ترکیب به روش استاندارد	۰	۰	۰	۰	۰	۲	۹	۰	۰	۰
	Odor-Color-brix Standard										
	بو-رنگ-بریکس ترکیب به روش صفر-یک	۰	۰	۰	۱	۱	۱	۹	۰	۰	۰
	1-Odor-Color-brix 0										
۴۰۰۰	بو Odor	۰	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۹	۱	۱
	رنگ Color	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۷	۰	۰
	بو-رنگ-بریکس ترکیب به روش استاندارد	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۹	۱	۰
	Odor-Color-brix Standard										
	بو-رنگ-بریکس ترکیب به روش صفر-یک	۰	۱	۰	۳	۱	۰	۰	۹	۱	۰
	1-Odor-Color-brix 0										
۴۵۰۰	بو Odor	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۶	۰
	رنگ Color	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۳	۱۰	۰
	بو-رنگ-بریکس ترکیب به روش استاندارد	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۶	۱
	Odor-Color-brix Standard										
	بو-رنگ-بریکس ترکیب به روش صفر-یک	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۷	۱
	1-Odor-Color-brix 0										
۵۰۰۰	بو Odor	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۲	۹
	رنگ Color	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱۰
	بو-رنگ-بریکس ترکیب به روش استاندارد	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۲	۹
	Odor-Color-brix Standard										
	بو-رنگ-بریکس ترکیب به روش صفر-یک	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۲	۹
	1-Odor-Color-brix 0										

جدول ۴- عملکرد شبکه‌های عصبی برای داده‌های مختلف

داده‌ها Data	داده‌های بویایی Odor data	داده‌های رنگ Color data	داده‌های ترکیب شده به روش استاندارد Integrated by standard method	داده‌های ترکیب شده به روش صفر-یک Integrated by 0-1 method
میانگین مربعات خطا Mean squared error	۰/۰۸۳۱	۰/۰۱۴۵	۰/۰۵۹۳	۰/۰۶۴۴
ضریب تعیین coefficient of determination	۰/۶۳۳	۰/۹۰۹	۰/۷۳۸	۰/۶۹۹

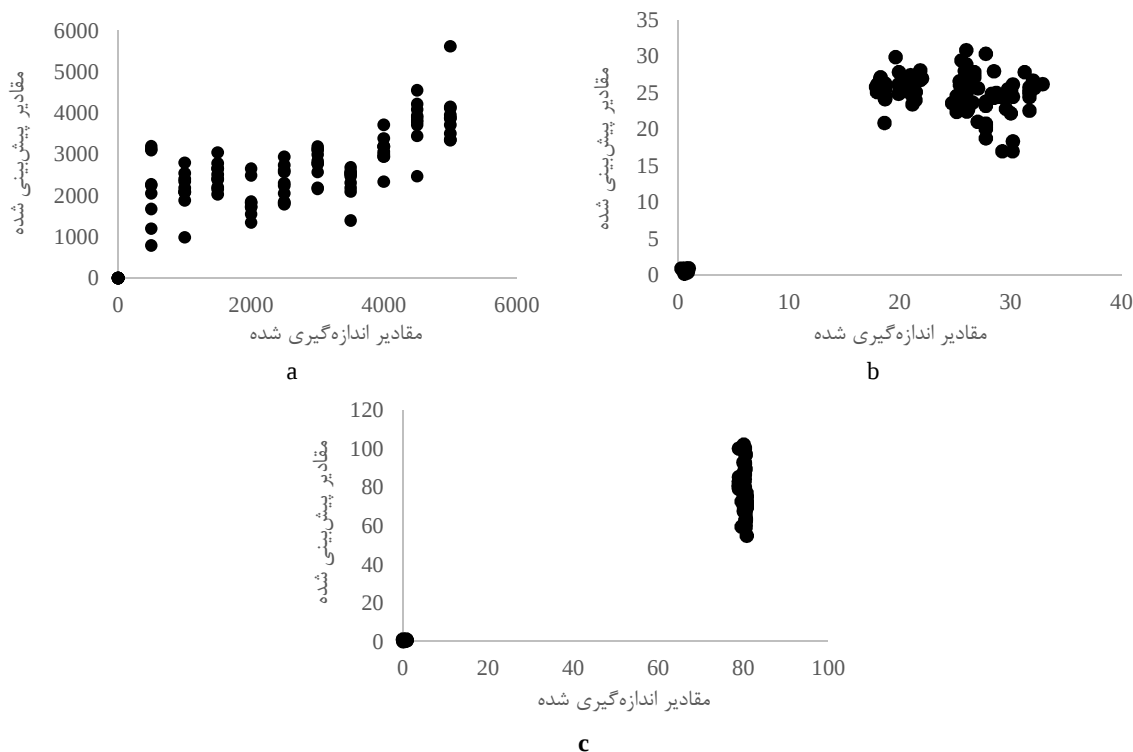
نتایج PLS

نتایج پیش‌بینی عوامل تغییر رنگ، بریکس و کیلومتر طی شده در روغن موتور به کمک روش PLS در شکل‌های ۷، ۸ و ۹ نمایش داده شده است. نتایج به دست آمده مقدار

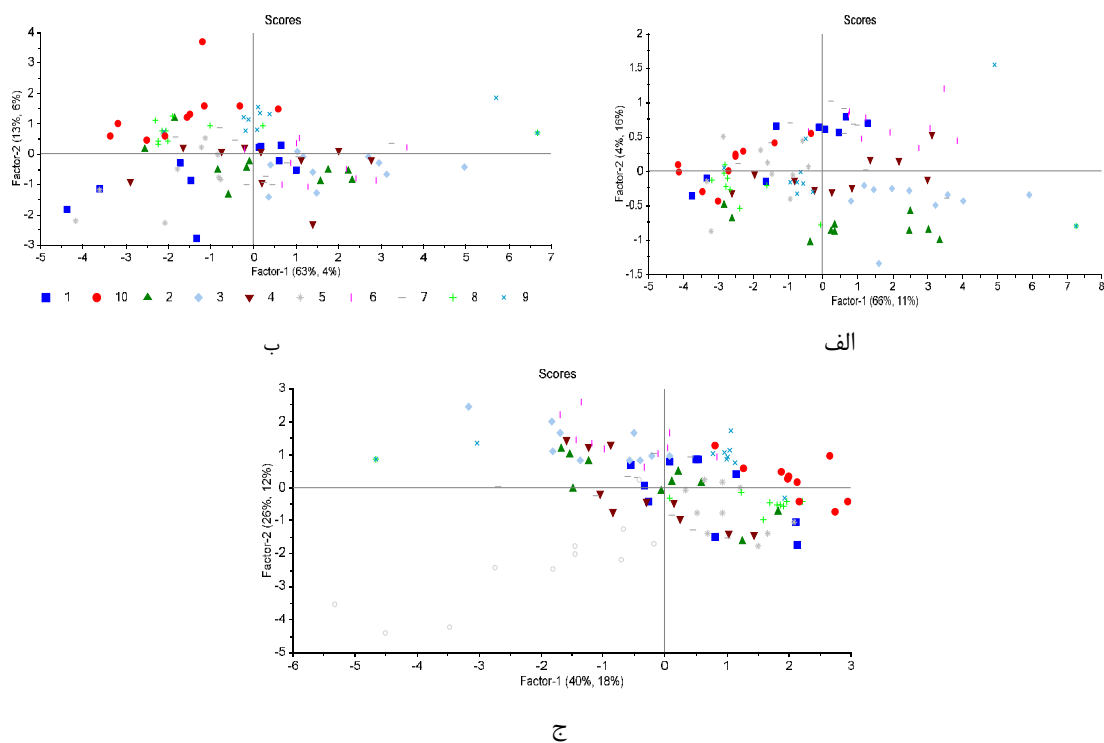
R^2 را برای تغییر رنگ ۰/۶۲۴۲، برای بریکس ۰/۸۵۵۹ و برای کیلومتر طی شده ۰/۶۰۴۵ نشان می‌دهد. با توجه به مقادیر ضرایب R^2 ، بهترین عملکرد مدل PLS در پیش‌بینی ویژگی‌های روغن موتور، پیش‌بینی بریکس با

و TGS2610 به ترتیب بیش‌ترین و کم‌ترین تأثیر در پیش‌بینی تغییر رنگ روغن موتور را داشته‌اند. همچنین حسگرهای TGS822 و TGS2620 به ترتیب بیش‌ترین کم‌ترین تأثیر را در پیش‌بینی بریکس داشته‌اند. بیش‌ترین و کم‌ترین تأثیر حسگرها در پیش‌بینی کیلومتر طی شده به ترتیب مربوط به حسگرهای MQ9 و MQ135 است. به طور کلی می‌توان نتیجه گرفت که روش PLS در پیش‌بینی بریکس و تغییر رنگ عملکرد مناسب‌تری دارد، اما در پیش‌بینی کیلومتر طی شده عملکرد مناسبی نداشته است. در پژوهشی تقلب در روغن موتور به کمک طیف سنجی مادون قرمز و روش‌های شیمیایی بررسی شد و نتایج نشان داد که روش PLS روش مناسبی برای تشخیص تقلب در روغن موتور است (Bassbasi et al., 2013).

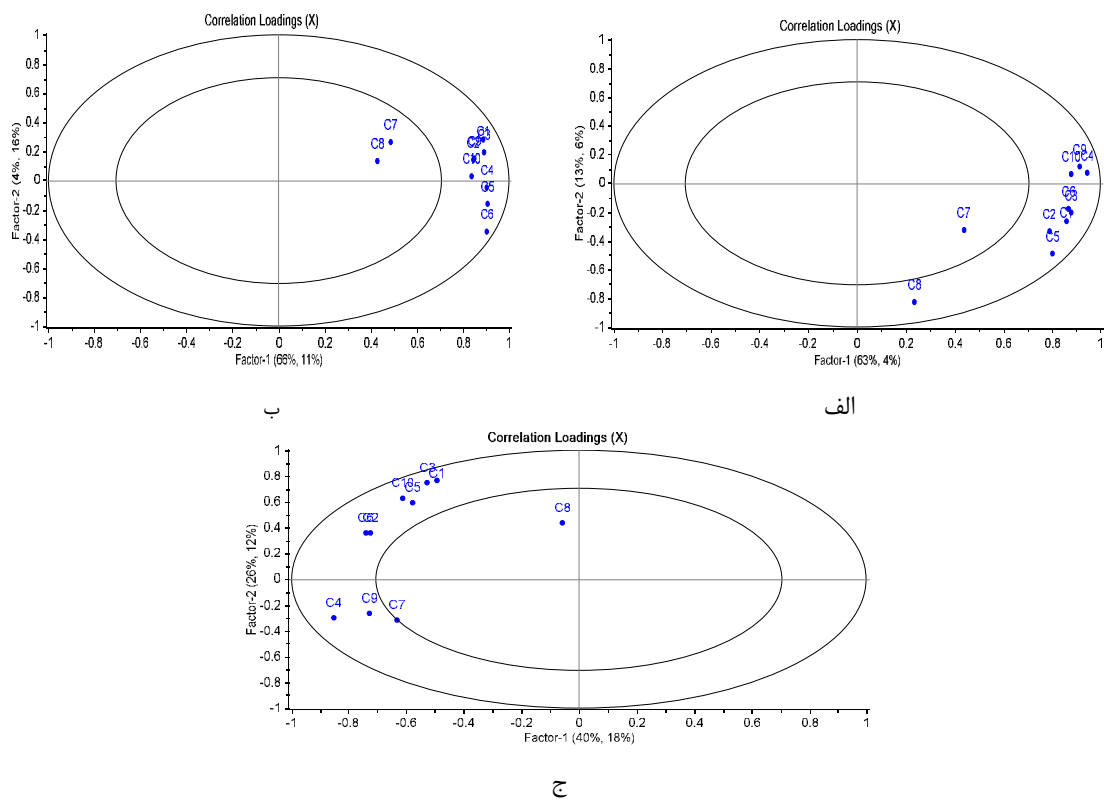
ضریب $R^2=0/8559$ است. با توجه به نتایج نمودار اسکور برای تغییر رنگ در روش PLS، دو مؤلفه factor1 و factor2 به ترتیب ۱۱-۶۶٪ و ۴-۱۶٪ واریانس داده‌ها در مجموع ۸۲-۱۵٪ واریانس کل داده‌ها را پوشش می‌دهند. همچنین با توجه به نمودار اسکور بریکس در روش PLS، دو مؤلفه factor1 و factor2 به ترتیب ۶۳٪ و ۶-۱۳٪ واریانس داده‌ها و در مجموع ۷۶-۱۰٪ واریانس کل داده‌ها را پوشش می‌دهند. طبق نمودار اسکور کیلومتر طی شده در روش PLS دو مؤلفه factor1 و factor2 به ترتیب ۱۸-۴۰٪ و ۱۲-۲۶٪ واریانس داده‌ها و در مجموع ۳۰-۶۶٪ کل داده‌ها را پوشش می‌دهند. مطابق با نتایج نمودارهای اسکور می‌توان گفت روش PLS در هیچ یک از عوامل، قدرت تفکیک تیمارها را نداشته و روش مناسبی برای پیش‌بینی پارامترها نبود. مطابق با نتایج نمودار بارگذاری برای تغییر رنگ حسگرهای MQ3



شکل ۷- نمودار بین داده‌های پیش‌بینی و داده‌های واقعی (a) کیلومتر طی شده، (b) تغییر رنگ، و (c) بریکس روغن موتور با کمک PLS



شکل ۸- نمودار اسکور مدل PLS برای پیش‌بینی (الف) بریکس (ب) تغییر رنگ، و (ج) کیلومتر طی شده بر اساس داده‌های بویایی

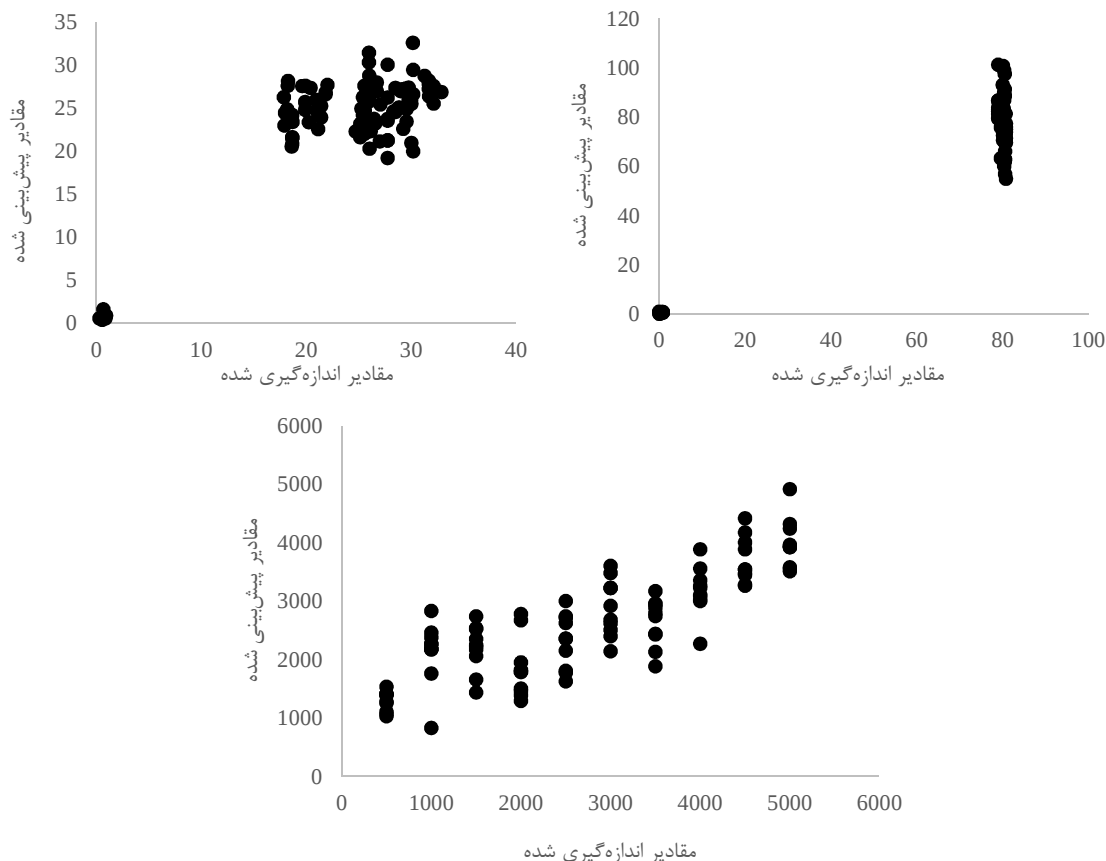


شکل ۹- نمودار بارگذاری مدل PLS برای پیش‌بینی (الف) تغییر رنگ، (ب) بریکس و (ج) کیلومتر طی شده بر اساس داده‌های بویایی

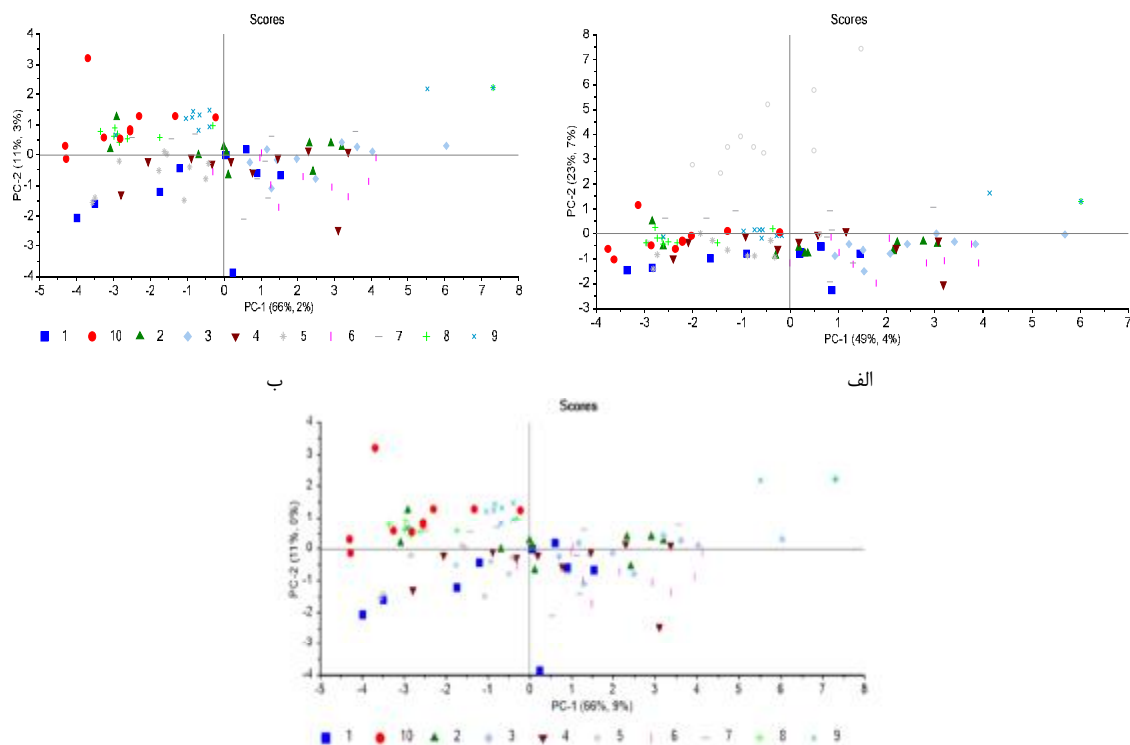
نتایج PCR

نتایج پیش‌بینی تغییر رنگ، بریکس و کیلومتر طی شده در روغن موتور به کمک روش PCR در شکل‌های ۱۰، ۱۱ و ۱۲ نمایش داده شده است. نتایج به دست آمده مقدار R^2 را برای تغییر رنگ ۰/۷۳۷۲، برای بریکس ۰/۸۶۷۷ و برای کیلومتر طی شده ۰/۷۰۶۴ نشان می‌دهد. باتوجه به مقادیر ضرایب R^2 بهترین عملکرد مدل PCR در پیش‌بینی ویژگی‌های روغن موتور، پیش‌بینی بریکس با $R^2=0/8677$ به دست آمد. با توجه به نتایج نمودار اسکور برای تغییر رنگ در روش PCR، دو مؤلفه PC-1 و PC-2 به ترتیب ۹-۶۶٪ و ۰-۱۱٪ واریانس داده‌ها و در مجموع ۹-۷۷٪ واریانس کل داده‌ها را پوشش می‌دهند. همچنین با توجه به نمودار اسکور بریکس در روش PCR، دو مؤلفه PC-1 و PC-2 به ترتیب ۴-۴۹٪ و ۷-۲۳٪ واریانس داده‌ها و در مجموع ۱۱-۷۲٪ کل داده‌ها را

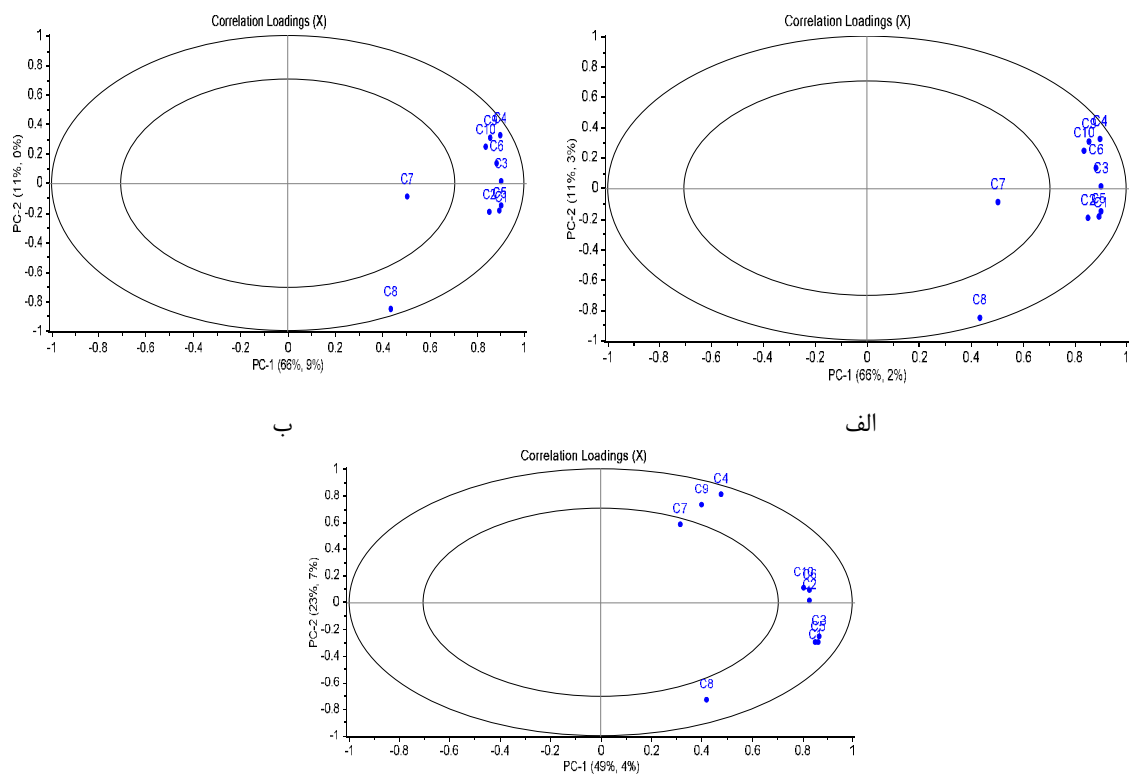
پوشش می‌دهند. مطابق با نتایج نمودارهای اسکور می‌توان گفت روش PCR در هیچ یک از ویژگی‌ها قدرت تفکیک تیمارها را نداشته و روش مناسبی برای پیش‌بینی نبود. مطابق با نتایج به دست آمده از نمودار بارگذاری، در هر سه ویژگی تغییر رنگ، بریکس و کیلومتر طی شده بیش‌ترین پاسخ مربوط به حسگرهای MQ135 و TGS822 و کم‌ترین پاسخ متعلق به حسگر TGS813 بود. مطابق با نتایج به دست آمده، روش PCR روش مناسبی در پیش‌بینی تغییر رنگ و بریکس است، اما عملکرد آن در پیش‌بینی کیلومتر طی شده مطلوب نبود. در پژوهشی دیگر از طیف سنجی UV جهت تشخیص تقلب در روغن موتور استفاده شد که نتایج نشان داد روش PCA و PCR هر دو روش مناسبی جهت مشخص نمودن تقلب در روغن موتور هستند (Gusti et al., 2021).



شکل ۱۰- نمودار بین داده‌های پیش‌بینی و داده‌های واقعی (الف) تغییر رنگ و (ب) کیلومتر طی شده (ج) بریکس روغن موتور با کمک مدل PCR



شکل ۱۱- نمودار اسکور مدل PCR برای پیش‌بینی (الف) تغییر رنگ، (ب) بریکس و (ج) کیلومتر طی شده بر اساس داده‌های بویایی



شکل ۱۲- نمودار لودینگ مدل PLS برای پیش‌بینی (الف) تغییر رنگ، (ب) بریکس و (ج) کیلومتر طی شده بر اساس داده‌های بویایی

نتیجه‌گیری

در این تحقیق از یک بینی الکترونیکی با حسگرهای نیمه هادی اکسید فلزی در ترکیب با الگوریتم‌های تشخیص تحلیل تفکیک خطی (LDA)، بررسی مؤلفه‌های اصلی (PCA) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و روش‌های پیش‌بینی PLS و PCR جهت تشخیص عمر روغن موتور با مسافت‌های طی شده متفاوت استفاده شد. نمودار LDA برای تشخیص انواع روغن موتورها به کمک داده‌های رنگ با دقت ۹۶/۳۶ درصد، طبقه‌های مختلف را تفکیک کرده است. به صورت کلی می‌توان گفت LDA روشی مناسب برای تفکیک روغن موتور بر اساس داده‌های رنگ و داده‌های بویایی است.

در روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی PCA برای تشخیص مسافت یا کیلومتر طی شده، نتایج نشان داد واریانس داده‌های رنگ مؤلفه‌های اصلی اول و دوم به ترتیب ۹۸٪ و ۱٪ بود، که بیشترین تغییرات در داده‌های رنگ مشاهده شد. به صورت کلی می‌توان گفت بر اساس نمودارهای اسکور داده‌های مختلف برای طبقه‌بندی بر اساس داده‌های رنگ نتایج بهتری حاصل شد. در نتیجه طبقه‌بندی بر اساس رنگ بهتر است چون مجموع واریانس دو محور بیشتر بوده و هم‌پوشانی بین داده‌ها کمتر است. با توجه به ماتریس اغتشاش حاصل از شبکه عصبی مصنوعی، دقت طبقه‌بندی برای داده‌های رنگ نشان داد که دقت طبقه‌بندی روغن موتورهای با طول عمر مختلف با داده‌های رنگ ۹۳/۶٪ به دست آمد، که در میان تمام داده‌ها بیش‌ترین مقدار را داشت. در این پژوهش همچنین از روش‌های PLS و PCR جهت پیش‌بینی تغییر رنگ، بریکس و کیلومتر طی شده استفاده شد. نتایج به دست آمده نشان داد در هر دو روش بیش‌ترین مقدار ضریب R^2 متعلق به بریکس بود. در نمودارهای اسکور هر دو روش، بیش‌ترین درصد پوشش‌دهی مجموع واریانس داده‌ها، متعلق به تغییر رنگ بود. مطابق با نتایج نمودار بارگذاری در روش PLS حسگرهای MQ3، TGS822 و MQ9 بیش‌ترین کارایی را در پیش‌بینی ویژگی‌های مورد نظر داشتند. این در حالی است که در روش PCR حسگرهای MQ135 و TGS822 حسگرهای کارآمد در پیش‌بینی تغییرات رنگ، بریکس و کیلومتر طی شده شناخته شدند. به صورت کلی استفاده

از مدل‌های PCR و PLS برای تشخیص بریکس و تغییر رنگ مناسب‌ترند و بهتر می‌توانند عمل کنند.

منابع

- Adab, H., Farajzadeh, M., Filekash, A., & Esmaili, R. (2013). Preparation of yield map of autumn rapeseed crop using perceptron neural network, case study: Sabzevar city. *Geographical Space Scientific-Research Quarterly*, 13(41): 171-180. (in Persian)
- Aghili Nategh N., Anvar. A., & Dalvand, M. J. (2019). Detection of estamiprid toxin residue in cherries at different stages of processing with the help of electronic nose. *Agricultural Engineering .Scientific Journal of Agriculture*, 43: 87-105. (in Persian with English abstract).
- Banerjee, R., Tudu, B., R. Bandyopadhyay, R., & Bhattacharyya, N. (2016). A review on combined odor and taste sensor systems. *Journal of Food Engineering*, 190:10-21.
- Bassbasi, M., Hafid, A., Platikanov, S., Tauler, R., & Oussama, A. (2013). Study of motor oil adulteration by infrared spectroscopy and chemometrics methods. *Fuel*, 104: 798-804.
- Bagheri, A., & Sohrabi, N. (2016). Predicting the performance of wet and rainy weather using artificial neural network approach, case study: Kermanshah province. *Agricultural Ecology Quarterly*, 10(2): 17-25. (in Persian)
- Capone, S., Zuppa, M., Montagna, G., Siciliano, P., Distanti, C., Caione, F., & Carlucci, A. P. (2008). *Application of a gas sensors array to the detection of fuel as contamination defect in engine oil*. In IEEE Sensors, pp. 442-445.
- Cortina-Puig, M., Munoz-Berbel, X., Alonso-Lomillo, M.A., Munoz-Pascual, F.J., & Valle, M. del. (2007). EIS multianalyte sensing with an automated SIA system—an electronic tongue employing the impedimetric signal. *Talanta* 72(1): 774-779.
- Cosio, M.S., Ballabio, D., Benedetti, S., & Gigliotti, C. (2006). Geographical origin and authentication of extra virgin olive oils by an electronic nose in combination with artificial neural networks. *Analytica Chimica Acta*, 567(2): 202-210.
- Daud, S. M., Najib, M. S., Zahed, N., & Jusof, M. F. M., M. F. C. (2018). Classification of lubricant oil adulteration level using case-based reasoning. *Journal of Fundamental and Applied Sciences*, 9(4): 256-275.
- Esteki, M., Farajmand, B., Kolahderazi, Y., & Simal-Gandara, J. (2017). Chromatographic

- Masnana, M. J., Mahatb, N. I. Zakariaa, A. Shakaffa, A. Y. M. Adoma, A. H., & Sa'adai. F. S. A. (2012). Enhancing Classification Performance of Multisensory Datathrough Extraction and Selection of Features. *Procedia Chemistry*, 6(132): 1401876-6196.
- Mitchell, H. B. (2007). Multi-sensor Data Fusion – An Introduction. Berlin: Springer-Verlag.
- Morvan, M., Talou, T., Gaset, A., & Beziau, J.F. (2000). Electronic-nose systems for control quality applications in automotive industry. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 69(3): 384-388.
- Mu, T., Chen, S., Zhang, Y., Guo, P., Chen, H., & Meng, F. (2014). Motor oil classification based on time-resolved fluorescence. *Plos One*, 9(7): 1-6.
- Menhaj, M. b.(1998). Basics of neural networks. First edition of Prof. Hasabi publishing center
- Najib, M. S., Zamberan, N. H., Zahed, N., Halim, F. A., Zahari, M. F., Mamat, W. M., & Manap H. (2016). Fish quality study using odor-profile case-based reasoning (Cbr) classification technique. *Journal of Engineering and Applied Sciences*, 11(10): 6691-6696
- Perić, S., Nedić, B., & Grkić, A. (2014). Applicative monitoring of vehicles engine oil. *Tribology in Industry*, 36(3): 308-315.
- Qiu, Sh., Wang, J., Tang, Ch., & Du, D. (2015). Comparison of ELM, RF, and SVM on E-nose and E-tongue to trace the quality status of mandarin (Citrus unshiu Marc.). *Journal of Food Engineering*, 166: 193-203.
- Qiu, Sh., Wang, J., & Gao, L. (2015b). Qualification and quantisation of processed Strawberry juice based on electronic nose and tongue. *LWT- Food Science and Technology*, 60: 115-123.
- Rahimi, B., Semnani, A., Nezamzadeh-Ejehieh, A., Shakoori Langeroodi, H., & Hakim Davood, M. (2012). Monitoring of the physical and chemical properties of a gasoline engine oil during its usage. *Journal of Analytical Methods in Chemistry*, 819524-819532.
- Rosli, M. (2006).The automobile industry and performance of Malaysian auto production. *Journal of Economic Cooperation*, 27(1): 89-114.
- Rasouli, A., Nouri, M., Zakian, A., Ghurbanpour, M., Kanspil, P. D., Mohammad Sadegh, M., & Khosravi, M. (2015). Validation of Brix digital refractometer for measuring immunoglobulin concentration. IgG in colostrum of Holstein cows. *The third Fingerprinting with Multivariate Data Analysis for Detection and Quantification of Apricot Kernel in Almond Powder. Food Analytical Methods*, 10(10): 3312-3320.
- Gusti,N., Oktarina, D., Elvia, R., Nursa'adah, E., Wardhana, R.W., Sudaryono, A., M. & Lutfi Firdaus, M. (2021). Facile Detection of Oil Adulteration using UV-Visible Spectroscopy Coupled with Chemometrics Analysis. *Science and Technology Indonesia*, 6(1): 14-18.
- Hesampour, R., Hasnai, M., & Heidarbeigi, K. (2015). Evaluation of oil viscosity in different engine functions. The second national conference on mechanization and new technologies in agriculture, Ahvaz. (in Persian). <https://civilica.com/doc/533573>
- Hong, X., & Wang, J. (2014). Use of Electronic Nose and Tongue to Track Freshness of CherryTomatoes Squeezed for Juice Consumption:Comparisonof Different Sensor Fusion Approaches. *Food and Bioprocess Technology*, 8(1): 158-170.
- Heidarbeigi, H., Mohtasebi, S. S., Foroughirad, A., Ghasemi-Varnamkhasti, M., Rafiee, SH., & Rezaei K. (2014). Detection of adulteration in saffron samples using electronic nose. *International Journal of Food Properties*, 18(7): 1391-1401.
- Kamal, R S., Ahmed, N. S., & Nasser, A. M. (2013).Study the efficiency of some compounds as lubricating oil additives. *Applied Petrochemical Research*, 3(1):1-8.
- Lara, R. F., Azcarate, S. M., Cantarelli, M. Á., Orozco, I. M, Caroprese M. E., Savio M., & Camiña J M. (2015). Lubricant quality control: A chemometric approach to assess wear engine in heavy machines. *Tribology International*, 86: 36-41.
- Liu, G. B., & Wang, W. D. (2009). Handbook for excavation engineering. China Architecture and Building Press, Beijing.
- Mabood, F., Hussain, J., Jabeen, F., Abbas, G., Allaham, B. A., Albroumi, M., & Haq, Q. M. (2018). Applications of FT-NIRS combined with PLS multivariate methods for the detection & quantification of saccharin adulteration in commercial fruit juices. *Food Addit Contam*, 35(6): 1052-1060.
- Mahmoudi, E. (2009). Electronic nose technology and its applications. *Sensors & Transducers*, 107(8): 17-25.
- Mamat, M., & Samad, S. (2012). *Classification of beverages using electronic nose and machine vision systems*. Signal & Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC) Asia-Pacific.

- national conference on animal health management*. (in Persian)
- Scott, S.M., James, D., & Ali, Z. (2006). Data analysis for electronic nose systems. *Microchimica Acta*, 156(3): 183-207.
- Sanaeifar, A., Mohtasebi, S. S., Ghasemi-Varnamkhasti, M., & Ahmadi, H. (2016). Application of MOS based electronic nose for the prediction of banana quality properties. *Measuremen*, 82: 105-114.
- Sanaeifar, A., Mohtasebi, S. S., Ghasemi-Varnamkhasti, M., & Siadat, M., & Ahmadi, H. (2015). Design, development and implementation of a metal oxide semiconductor (MOS) based machine olfaction system for monitoring of banana ripeness. *Journal of Agricultural Machinery*, 5(1): 111-121. (in Persian).
- Srikanth, P., Somasekhar, S. A, Kanthi, G. K., & Babu, K. R. (2013). Analysis of heavy metals by using atomic absorption spectroscopy from the samples taken around Visakhapatnam. *International Journal of Environment, Ecology*, 3(1): 127-132.
- Varmuza, K., & Filzmoser, P. (2009). *Introduction to multivariate statistical analysis in chemometrics*. 1st Edition. CRC Press, Boca Raton. pp 1-336.
- Yunus, S., Rashid, A. A., Latip, S. A., Abdullah, N. R., Ahmad, M. A., & Abdullah, A. H. (2013). Comparative study of used and unused engine oil (Perodua Genuine and Castrol Magnatec Oil) based on Property Analysis Basis. *Procedia Engineering*, 68: 326-330.
- Zahari, M. F., Julius, T. A., Halim, F. A., Najib, M. S., Ghazali, K. H., & Azoddein A A. (2015). Intelligent classification hazardous gas using sensors array. *Journal of Advances in Information Technology*, 6(4): 233-237.
- Zakian, A., Nouri, M., Rasouli, A., Ghurbanpour, M., & Constable, P. (2015). Validation of Brix digital refractometer for measurement of immunoglobulin G (IgG) concentration in colostrum of Holstein cows. Veterinary Microbiology. *Garmsar Veterinary Research Journal*, 12(2):73-84. (in Persian).
- Zohora, S. E., Srivastava, A. K., & Dey N. (2016). Gas sensing techniques in electronic nose and its applications: A review. In *3rd International Conference of Electrical, Electronics, Engineering Trends, Communication, Optimization and Sciences*, pp. 178-183.

