



Original Article

Investigating the Effect of Storage Time on Identification and Separation of Different Biodiesel Fuel Blends Using an Electronic Nose

Osman Mobaraki¹, Mostafa Mostafaei^{1,2*}, Leila Naderloo¹

1- Mechanical of Biosystems Engineering Department, Faculty of Agriculture, Razi University, Kermanshah, Iran

2-Biosystems Engineering Department, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran

ARTICLE INFO

Keywords:

Biodiesel,
Classification,
Discriminant Analysis,
Electronic Nose,
Support Vector Machine

Received:

November 2, 2024

Revised:

December 14, 2024

Accepted:

January 4, 2025

* Corresponding Author:

b.mostafaei@tabrizu.ac.ir

ABSTRACT

Introduction

Energy, as one of the most critical and essential factors of production, plays a vital role in human life. With fossil fuel resources depleting, researchers are exploring alternatives such as biodiesel, a renewable biofuel with properties similar to diesel. Given the growing importance of liquid biofuels, particularly biodiesel, in global markets, it is crucial to ensure high-quality fuel production to gain consumer trust. Additionally, from a commercial perspective, considering fuel storage duration, it is necessary to determine the type of fuel and the biodiesel-to-diesel ratio using accurate, fast, and cost-effective tools.

Materials and Methods

This study aims to identify and differentiate various blends of biodiesel and diesel fuel (2%, 5%, 10%, and 20% by volume) derived from different vegetable oil sources (rapeseed, sunflower, and waste cooking oil) over different storage periods (immediately after production, 1 month, 2 months, and 3 months after production). Biodiesel was first produced from rapeseed oil, sunflower oil, and waste cooking oil using methanol and a potassium hydroxide (KOH) catalyst. Each biodiesel blend was mixed with diesel fuel at the specified ratios and analyzed using an electronic nose system equipped with 10 sensors. Data were collected over different periods (monthly) and analyzed using methods such as linear discriminant analysis (LDA), quadratic discriminant analysis (QDA), and support vector machine (SVM).

Results and Discussion

The results demonstrated the effectiveness of classification methods in separating pure fuels over four months. The accuracy rates were 97%, 100%, 82%, and 82% for SVM; 100%, 100%, 100%, and 98% for QDA; and 100%, 96%, 100%, and 100% for LDA, respectively. These methods were also capable of distinguishing pure fuels (D100, K100, WCO100, SUN100) from biodiesel-diesel blends at various storage times with high precision.

Among the sensors in the system, four sensors (MQ2, TGS2620, MQ4, and TGS2602) showed the highest sensitivity to biodiesel fuels. The analysis revealed that the separation power of the models decreased during the second month of storage, with the lowest performance observed after two months. This suggests that the most significant structural and physicochemical changes in biodiesel properties occurred during this period. Furthermore, the similarity in performance parameters for fuels derived from sunflower oil and waste cooking oil indicates their shared origin.

How to cite:

Mobaraki, O. Mostafaei, M. and Naderloo, L. (2025). *Investigating the Effect of Storage Time on Identification and Separation of Different Biodiesel Fuel Blends Using an Electronic Nose*. Journal of Agricultural Mechanization, 10 (1):27-39.
<https://doi.org/10.22034/jam.2055.64260.1303>



This is an open-access article under the CC BY NC license
(<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/2.0/>)



The QDA model outperformed the LDA and SVM models in separating and classifying fuel blends. Using the SVM technique, all 160 data points (40 for pure fuel and 120 for biodiesel-diesel blends) were evaluated. The SVM model achieved a specificity of over 96% for identifying and classifying pure and blended fuels immediately after production. This parameter increased to 94%, 98%, and 99% after the first, second, and third months of storage, respectively.

Conclusion

The study highlights the effectiveness of electronic nose systems combined with advanced classification methods for analyzing biodiesel-diesel blends. The QDA model demonstrated superior performance in fuel classification, while the SVM model also showed high accuracy in distinguishing pure and blended fuels. The findings underscore the importance of monitoring fuel quality over storage periods, as significant changes occur within the first two months.

Acknowledgment

This research is based on the results of a master's thesis conducted at Razi University. The authors extend their gratitude to the university officials for providing the necessary facilities and support to carry out this study.



بررسی تأثیر زمان ذخیره‌سازی در شناسایی و تفکیک ترکیب‌های مختلف سوخت بیودیزل با استفاده از بینی الکترونیکی

عثمان مبارکی^۱، مصطفی مصطفائی^۱ و^۱ لیلیا ندرلو^۱

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۸/۱۲ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۰۹/۲۴ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۰/۱۵

۱- گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه رازی، کرمانشاه

۲- گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز

E-mail: b.mostafaei@tabrizu.ac.ir

* نویسنده مسئول

چکیده

انرژی به‌عنوان یکی از مهم‌ترین و ضروری‌ترین عوامل تولید، دارای تأثیر قابل توجهی در زندگی بشر است. با توجه به اینکه منابع سوخت‌های فسیلی رو به اتمام است، پژوهشگران به دنبال جایگزین کردن سوخت بیودیزل به‌عنوان یک سوخت زیستی قابل تجدید و دارای خواص نزدیک به گازوئیل هستند. هدف از این تحقیق شناسایی و تفکیک ترکیب‌های مختلف سوخت بیودیزل و گازوئیل (۲)، ۵، ۱۰ و ۲۰ درصد حجمی) با منشأ روغن گیاهی متفاوت (کلزا، آفتاب‌گردان و روغن پسماند) در بازه زمانی متفاوت (پس از تولید، ۱ ماه، ۲ ماه و ۳ ماه ذخیره) است. در این تحقیق ابتدا سوخت بیودیزل از منابع مختلف مانند روغن‌های کلزا و آفتاب‌گردان و پسماند آشپزی با متانول و کاتالیزور KOH (پتاسیم هیدروکسید) تهیه شد. هر کدام از سوخت‌ها با درصد حجمی ۲، ۵، ۱۰ و ۲۰ با سوخت دیزل مخلوط شده، با کمک سامانه بینی الکترونیکی مجهز به ۱۰ حسگر در مدت زمان‌های مختلف (هر آزمایش در یک ماه) داده‌برداری و با روش‌های مختلفی همچون تحلیل تفکیک خطی و درجه دوم (LDA و QDA) و تحلیل ماشین بردار پشتیبان (SVM) مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت. نتایج - نشان داد درستی (precision) روش‌های طبقه‌بندی برای تفکیک سوخت‌های خالص از همدیگر در هر چهار زمان ذخیره‌سازی به‌ترتیب برای روش SVM ۹۷، ۱۰۰، ۸۲ و ۸۲. برای روش QDA به‌ترتیب ۱۰۰، ۱۰۰، ۱۰۰ و ۹۸ و برای LDA به‌ترتیب ۱۰۰، ۹۶، ۱۰۰ و ۱۰۰ درصد بود. همچنین برای شناسایی و قرار دادن انواع سوخت‌های خالص (WCO100, K100, D100, SUN100) در یک گروه (Pure) و انواع سوخت‌های ناخالص در گروه دیگر (Impure) این روش‌ها با دقت بالا قادر به تفکیک هر کدام از سوخت‌های خالص از ترکیب‌های سوختی دیزل-بیودیزل در زمان‌های ذخیره‌سازی مختلف است.

کلمات کلیدی: بینی الکترونیکی، بیودیزل، تحلیل تفکیک، طبقه‌بندی، ماشین بردار پشتیبان

۱- مقدمه

با شروع انقلاب صنعتی (اواخر قرن ۱۸ و اوایل قرن ۱۹)، انرژی به عنوان یک عامل بسیار مهم در رشد اقتصادی کشورها شناخته شد. افزایش تقاضا برای انرژی، کاهش ذخایر سوخت‌های فسیلی و مشکلات زیست‌محیطی ناشی از تغییرات شرایط آب‌وهوایی در اثر احتراق و مصرف سوخت‌های فسیلی مشتق شده از نفت باعث شد جامعه علمی و پژوهشگران در سراسر جهان تحقیقات گسترده‌ای برای یافتن منبع مناسب و جایگزین برای تأمین انرژی مورد نیاز بشر انجام دهند. یکی از این انرژی‌های پاک و تجدیدپذیر بیودیزل است که می‌تواند جایگزین مناسبی برای سوخت‌های فسیلی باشد و بدون تغییر دادن موتورهای دیزلی جایگزین گازوئیل شود (Yan et al., 2016). (Abdulkareem-Alsultan et al., 2016).

بر اساس گزارش سازمان کشورهای صادرکننده نفت، اوپک تقاضای جهانی نفت از ۹۳ میلیون بشکه در روز در سال ۲۰۱۵ به ۱۰۹/۴ میلیون بشکه در روز تا سال ۲۰۴۰ خواهد رسید که انتظار می‌رود تقاضای سوخت دیزل با رشد به میزان ۵/۷ میلیون بشکه در روز بیش از سایر فرآورده‌های نفتی باشد (Yadav et al., 2023). لذا انتظار می‌رود مصرف سوخت دیزل بیشترین امتیاز را در افزایش تقاضای نفت در سال‌های آینده کسب کند. این نشان می‌دهد که فرصت عملی بیشتری برای کار در جهت جایگزینی سوخت دیزل معمولی با بیودیزل وجود دارد تا بدون ایجاد پیامدهای منفی برای محیط‌زیست، تقاضای مورد نیاز رفع گردد. بیودیزل را می‌توان از منابع متنوعی از جمله پسماند روغن آشپزی، باقیمانده کارخانه‌های روغن‌کشی و چربی‌های زلند حیوانی تولید کرد. علاوه بر این، تعداد انتخاب تکنولوژی‌یک برای تولید بیودیزل بر اساس کیفیت مواد اولیه وجود دارد که جایگزین‌های احتمالی را برای به‌حداقل‌رساندن هزینه‌های کلی ارائه می‌کند (Gebremariam & Marchetti, 2018).

بیودیزل فاقد هرگونه مواد نفتی است؛ ولی می‌توان برای مصرف، آن را به هر نسبتی با گازوئیل مخلوط نمود. به‌عنوان مثال ترکیب ۲۰٪ درصد از آن با ۸۰٪ سوخت دیزل را اصطلاحاً B20 می‌نامند. این سوخت بدون هیچ تغییرات اساسی قابل استفاده در موتورهای دیزل است. برای هر نمونه از مخلوط سوخت خواص فیزیکی شامل چگالی، ویسکوزیته، نقطه ابری شدن و نقطه ریزش مطابق استانداردهای موجود اندازه‌گیری می‌شود و با گازوئیل خالص مورد مقایسه قرار می‌گیرد (Zhou, 2003). ویژگی‌های مختلفی برای گازوئیل خالص و بیودیزل خالص در استانداردهای جهانی تعیین شده است که تولیدکنندگان این سوخت ملزم به رعایت این ویژگی هستند. استانداردهای ASTM D6751 و EN14214 برای بیودیزل خالص (B100) و استانداردهای ASTM D975 و EN570 برای گازوئیل خالص (USLD) یا گازوئیل مخلوط با بیودیزل حداکثر تا ۵

درصد (B5) مورد استفاده قرار می‌گیرد. همچنین برای گازوئیل مخلوط با بیودیزل در محدوده ۶ تا ۲۰ درصد (B6-B20) استاندارد جداگانه‌ای با عنوان ASTM D7467 وجود دارد (Moser et al., 2015; Nisar et al., 2018).

با توجه به ماهیت زیست‌تخریب‌پذیری بیودیزل، گذشت زمان ذخیره‌سازی باعث کهنه شدن آن می‌شود. از سوی دیگر، بیودیزل ناپایدار بوده و کیفیت خواص خود را در طول زمان از دست می‌دهد. مثلاً پایداری اکسیداسیون بیودیزل کمتر از گازوئیل است و این مانع ذخیره‌سازی طولانی‌مدت آن می‌شود. اکسیداسیون یک فرایند گرمازا و یک واکنش ترمودینامیکی برگشت‌ناپذیر است. پایداری اکسیداسیون پارامتری است که عمر مفید یک ماده را در رابطه با مقاومت آن در برابر تجزیه در یک محیط اکسیدکننده پیش‌بینی می‌کند. حفظ کیفیت سوخت بیودیزل به توسعه فناوری‌هایی برای افزایش مقاومت آن در طول ذخیره‌سازی طولانی مدت بستگی دارد (Silva et al., 2021).

در حال حاضر، یکی از مسئله‌های فنی مهم در تجاری‌سازی و صنعتی‌سازی که بیودیزل با آن مواجه است حساسیت آن به اکسیداسیون پس از قرار گرفتن در معرض اکسیژن در هوای محیط است (Abdulkareem-Alsultan et al., 2016). فرایند اکسیداسیون بیودیزل به وجود پیوندهای دوگانه و همچنین مکان آن‌ها در زنجیره کربن مربوط می‌شود. پایداری بیودیزل علاوه بر ساختار شیمیایی تحت تأثیر عوامل فیزیکی دیگری از جمله نور، رطوبت، دمای بالا، مواد خارجی مانند فلزات، پراکسیدها و آنتی‌اکسیدان‌ها و همچنین اندازه بیودیزل می‌باشد. بیودیزل نیز به طور بالقوه در معرض تخریب هیدرولیتیکی (آبکافتی) به دلیل وجود آب قرار می‌گیرد (Jain & Sharma, 2014; Rodrigues et al., 2020). روش‌های مختلفی برای اندازه‌گیری پایداری اکسیداسیون استفاده می‌شود. در حال حاضر روش مرجع استاندارد EN 14112 است. این روش مبتنی بر اکسیداسیون نمونه با استفاده از دمای ۱۱۰ درجه سلسیوس و گاز اکسیژن در دستگاه Rancimat است (Motta et al., 2022).

بینی الکترونیکی (e-nose) یک سیستم چند حسگری است که می‌تواند اجزا فرار موجود در فضای خالی ظرف نمونه را تجزیه و تحلیل کند. بینی‌های الکترونیکی کاربرد گسترده‌ای در صنایع غذایی و آشامیدنی، کشاورزی و جنگلداری، پزشکی و مراقبت‌های بهداشتی و در سیستم‌های امنیتی نظامی و غیرنظامی پیدا کرده‌اند (Vidigal et al., 2021). بینی الکترونیکی را می‌توان برای ارزیابی سریع درجه اکسیداسیون روغن‌های خوراکی به کاربرد (Xu et al., 2016).

در کار پژوهشی قبلی تیم ما، شناسایی و طبقه‌بندی بیودیزل حاصل از منابع مختلف با استفاده از بینی الکترونیکی از طریق استفاده از روش‌های آماری و تکنیک‌های بهینه‌سازی ریاضی پرداخته

کاتالیزور پتاسیم هیدروکسید (KOH) از شرکت قطران شیمی خریداری شدند. در این تحقیق سوخت دیزل (متداول ترین در ایران) از جایگاه توزیع فرآورده‌های نفتی شهر کرمانشاه تهیه شد. برای تولید بیودیزل‌های مورد نیاز از روش ترانس استریفیکاسیون و دستگاه همزن مغناطیسی مگنت دار مدل KARAZMA ساخت ایران استفاده شد. ابتدا کاتالیزور در داخل الکل حل شده و سپس محلول الکل + پتاسیم هیدروکسید با روغن به مدت ۶۰ دقیقه به وسیله دستگاه همزن مغناطیسی با سرعت ۴۵۰ rpm و تحت دمای ۶۰ درجه سلسیوس همزنی شد. پس از آبشویی و خالص سازی بیودیزل، در سطوح مختلف ۲، ۵، ۱۰ و ۲۰ درصد حجمی با گازوئیل مخلوط شدند (Mahmodi et al., 2019, 2022). نمونه‌های ترکیب شده سوختی در بازه‌های زمانی متفاوت (بلافاصله پس از تولید، ۱ ماه، ۲ ماه و ۳ ماه پس از تولید) جهت تشخیص و طبقه‌بندی سامانه بویایی قرار گرفت و پس از داده برداری توسط روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی شناسایی و طبقه‌بندی شدند. ماتریس آزمایش‌ها و سطوح مختلف ترکیب‌های سوختی در جدول ۱ اشاره شده است.

جدول ۱- ماتریس آزمایش‌ها و سطوح مختلف ترکیب‌های سوختی

Table 1- Matrix of tests and different levels of fuel compounds

متغیرهای مستقل (ورودی)				
Independent Variables (inputs)				
ردیف	نماد	نوع سوخت	واحد	سطوح
no.	symbol	fuel type	unit	blends
1	GK	ترکیب گازوئیل با بیودیزل کلزا diesel and rapeseed biodiesel blends	%	98+2 , 95+5 , 90+10 , 80+20
2	GS	ترکیب گازوئیل با بیودیزل آفتاب گردان diesel and sunflower biodiesel blends	%	98+2 , 95+5 , 90+10 , 80+20
3	GWCO	ترکیب گازوئیل با بیودیزل پسماند آشپزی diesel and waste cooking oil biodiesel blends	%	98+2 , 95+5 , 90+10 , 80+20
4	K	بیودیزل کلزا rapeseed biodiesel	%	100
5	Sun	بیودیزل آفتاب گردان sunflower biodiesel	%	100
6	WCO	بیودیزل روغن پسماند آشپزی waste cooking oil biodiesel	%	100
7	G	گازوئیل خالص pure diesel	%	100

شد (تأثیر زمان ذخیره سازی در نظر گرفته نشده بود). سوخت‌های بیودیزل به دست آمده از روغن کانولا با متانول (MK)، روغن ذرت با متانول (MZ)، روغن کانولا با اتانول (EK) و روغن ذرت با اتانول و همچنین یک سوخت ترکیبی (EK, MZ) با درصدهای حجمی مختلف از گازوئیل نفتی مخلوط شدند. جمع آوری داده‌ها با استفاده از یک دماغه الکترونیکی مجهز به ۸ حسگر نیمه‌هادی اکسید فلزی (MOS) انجام شد. تجزیه و تحلیل داده‌ها با استفاده از روش‌های مختلف از جمله تجزیه و تحلیل تفکیک خطی و درجه دوم (QDA, LDA) و همچنین ماشین بردار پشتیبان (SVM) انجام شد. بر اساس نتایج، دقت طبقه‌بندی روش‌های LDA و QDA، SVM به ترتیب ۹۴/۸٪، ۹۴/۱٪ و ۸۷/۱٪ بود (Mahmodi et al., 2019).

با پیشرفت سریع فناوری‌های چند حسگری و الکترونیکی، نتایج دقیق در تجزیه و تحلیل نمونه‌ها ممکن شده است. سیستم‌های بینی الکترونیکی^۱، چشم الکترونیکی^۲ و زبان الکترونیکی^۳ از حسگرهای مبتنی بر رنگ، گاز و مایع تشکیل شده که شبیه به سیستم‌های بویایی، بینی و چشایی انسان هستند. سیستم E-Nose برای شناسایی و تشخیص بوهای مختلف توسعه یافته است (Xu et al., 2019) (Chen et al., 2018). آرایه حسگر سیستم E-Nose از چند حسگر غیر اختصاصی تشکیل شده است و یک محرک بو اثر انگشتی را از این آرایه ایجاد می‌کند. از اثر انگشت یا الگوهای بویایی شناخته شده برای آموزش یک مدل تشخیص الگو استفاده می‌شود به طوری که بوهای ناشناخته را می‌توان طبقه‌بندی و شناسایی کرد (Kaushal et al., 2022).

با توجه به اهمیت سوخت‌های زیستی مایع به ویژه بیودیزل در بازارهای جهانی، لازم است با عرضه سوخت با کیفیت اعتماد مصرف کننده را جلب نمود. همچنین از لحاظ بحث‌های تجاری و با در نظر گرفتن مدت زمان ذخیره سازی سوخت، لازم است با ابزارهای دقیق، سریع و در عین حال کم هزینه، نوع سوخت و درصد وزنی بیودیزل ترکیبی با گازوئیل را مشخص کرد. کارهای انجام گرفته در این مورد ناچیز بوده و برای مخلوط‌های مختلف تحقیق جامعی انجام نگرفته است. لذا تحقیق حاضر در صدد ایجاد ارتباط بین مقدار کمی و کیفی مخلوط بیودیزل با مشخصه‌های بویایی آن با گذشت زمان بود.

۲- مواد و روش‌ها

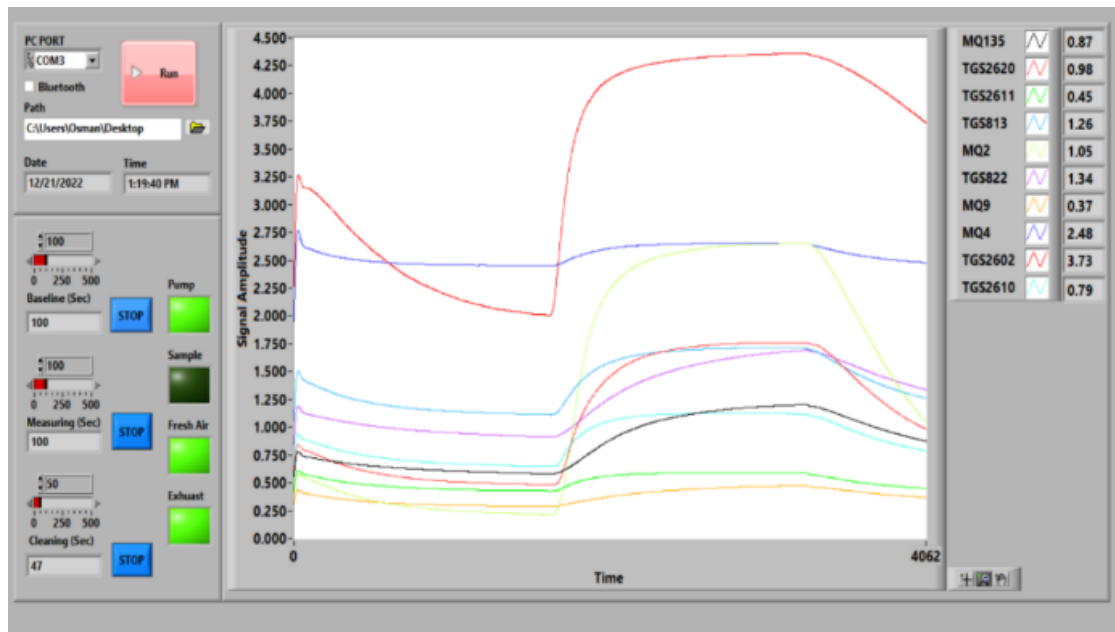
در این تحقیق ابتدا بیودیزل‌های مربوط به روغن‌های مختلفی همچون کلزا، آفتاب گردان و روغن پسماند آشپزخانه با استفاده از متانول، هیدروکسید پتاسیم و با روش ترانس استریفیکاسیون تولید شدند. برای انجام واکنش ترانس استریفیکاسیون متانول با خلوص بالای ۹۹/۵ درصد به ترتیب از شرکت سیمین تاک و باراد شیمی و

³ E-Tongue¹ E-Nose² E-eye

۱-۲- سامانه بینی الکترونیکی

داده برداری با استفاده از بینی الکترونیکی ترکیب‌های سوختی جهت شناسایی در اول داخل ظرف‌های مخصوص قرار گرفتند و به منظور اشیاع شدن ظرف با بوی نمونه‌های سوخت، به مدت ۱۰ دقیقه رها گردید. داده برداری از نمونه ترکیب‌های سوختی دارای سه مرحله می‌باشد: در مرحله اول برای پاک‌سازی محفظه حسگرها و رسیدن به پاسخ مبنا قبل از داده برداری اکسیژن به مدت ۱۰۰ ثانیه از حسگرها عبور داده شد. در مرحله دوم هوای داخل ظرف نمونه‌های سوختی توسط پمپ داخل محفظه سامانه بویایی به مدت ۱۰۰ ثانیه مکش کرده و روی حسگرها تزریق می‌شود. در مرحله آخر برای پاک‌سازی حسگرها هوای تمیز به مدت ۵۰ ثانیه از داخل محفظه و روی حسگرها عبور کرده و بوی داخل محفظه توسط پمپ تخلیه گردید. بدین صورت سامانه بویایی جهت داده برداری از نمونه بعدی آماده شد (شکل ۱).

برای انجام آزمایش‌ها از سامانه بینی الکترونیکی مستقر در گروه مکانیک بیوسیستم دانشگاه رازی استفاده شد. سامانه بینی الکترونیکی مورد استفاده شامل حسگرها، بخش الکترونیکی، پمپ، واحد تهویه و نرم‌افزار لازم برای پردازش داده و تحلیل آماری آن‌ها می‌باشد. بخش سخت‌افزاری دستگاه شامل محفظه داده برداری، محفظه حسگرها، ده حسگر نیمه‌هادی اکسید فلزی (MOS)، کارت تحصیل داده، منبع تغذیه، اتصالات و لوازم جانبی، شیرهای الکتریکی، پمپ و فیلتر هوا است. هرکدام از حسگرهای ۱۰گانه TGS813, TGS2611, TGS2620, MQ2, MQ9, MQ135, MQ4, TGS2602, TGS261 به ترکیب‌های خاصی از مواد فرار در بوی نمونه‌ها واکنش می‌دهد. این حسگرها دارای پایداری شیمیایی بالا، عمر زیاد، پاسخ کم به رطوبت، قیمت مناسب، حساسیت بالا و قابل استفاده بودن برای مواد غذایی و شیمیایی است. به منظور



شکل ۱- نمونه‌ای از پاسخ حسگرها به بو در سه مرحله

Fig 1. An example of the response of sensors to odor in three stages

در این رابطه $X_s(0)$ پاسخ حسگر در زمان صفر یا به عبارتی کمترین پاسخ حسگر قبل از اندازه گیری می‌باشد. $X_s(t)$ پاسخ حسگر در زمان t و $Y_s(t)$ پاسخ پیش پردازش شده حسگرها می‌باشد. از سیگنال‌های به دست آمده، با توجه به زمان بندی سامانه، معمولاً نقطه تزریق هوا به عنوان نقطه مبنا در نظر گرفته می‌شود. در روش کسری، پاسخ خط مبنا $X_s(0)$ (کوچکترین پاسخ حسگر در فاصله زمانی وارد شدن هوای تمیز به محفظه حسگرها) از پاسخ حسگر در مرحله باز خورد بو $X_s(t)$ کم شده و سپس به پاسخ خط مبنا تقسیم می‌شود. جواب بدست آمده پاسخ پیش پردازش شده حسگر $Y_s(t)$ است.

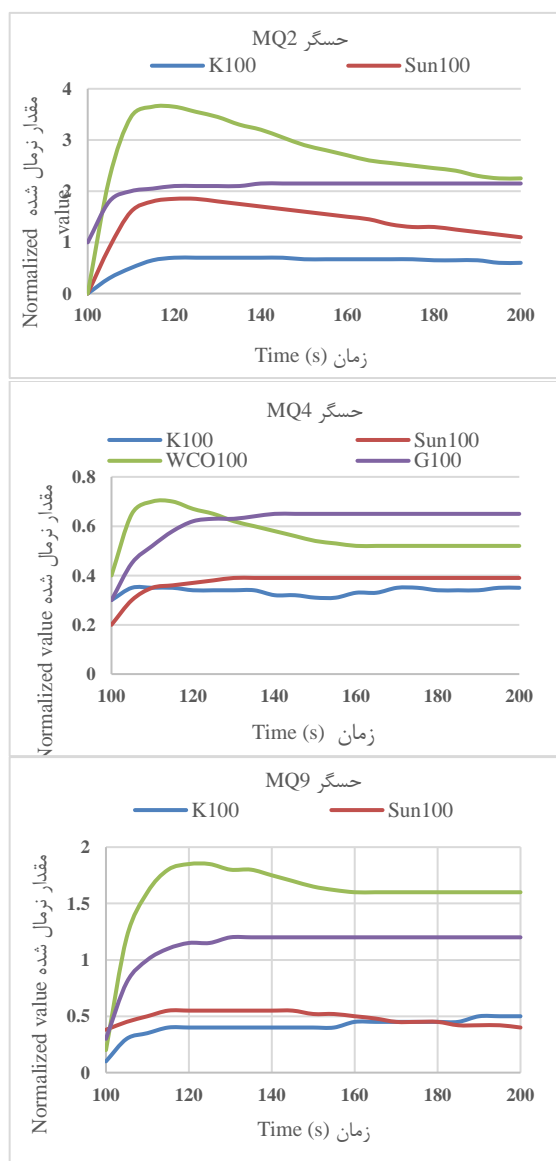
سیگنال و پاسخ داده هر یک از حسگرهای دستگاه ذخیره شد و به برنامه اکسل منتقل گردید و به منظور تحلیل پاسخ حسگرها، آن‌ها را نرمال سازی کرده و با استفاده از روش کسری پردازش شدند.

در این پژوهش، از روش کسری برای تصحیح خط مبنا و از بین بردن نویزها استفاده شد (رابطه ۱). بکارگیری این روش باعث می‌شود داده‌ها نیز نرمال شوند.

$$Y_s(t) = \frac{X_s(t) - X_s(0)}{X_s(0)} \quad (1)$$

بر ثانیه و چگالی آن‌ها به ترتیب ۸۸۰، ۸۳۰ و ۸۲۷ کیلوگرم بر متر مکعب بدست آمد.

پس از انجام آزمایش و داده‌برداری با سامانه بینی الکترونیکی و نرمال‌سازی داده‌ها به روش کسری، نتایج نشان‌دهنده توانایی ده حسگر به کار برده شده در تفکیک مراحل سه‌گانه شامل تزریق هوای تمیز، تزریق بوی نمونه و پاک‌سازی محفظه حسگرها برای هر کدام از سوخت‌های خالص بودند. پاسخ برخی حسگرها برای نمونه‌های سوختی خالص در مرحله تزریق بوی نمونه در شکل ۲ نشان‌دهنده شده است. همان‌طور که از شکل پیداست استفاده از داده‌های نرمال شده باعث تفکیک نمودارها از هم شده و حساسیت هر کدام از حسگرها نسبت به ترکیب‌های مختلف سوختی با وضوح بیشتری معلوم می‌شود.



شکل ۲- پاسخ نرمال شده برخی از حسگرهای بینی الکترونیکی در مرحله تزریق بوی نمونه‌های سوختی

Fig 2. The normalized response of some electronic nose sensors during the odor of fuel samples injection phase

۲-۲- پردازش داده‌ها، شناسایی و طبقه‌بندی انواع سوخت‌های ترکیبی

در این تحقیق نمونه‌های مورد ارزیابی شامل ۴ نوع سوخت خالص و مخلوط‌های بیودیزل با دیزل در ۴ سطح (۲، ۵، ۱۰، ۲۰ درصد) هستند؛ لذا در مجموع ۶۴۰ آزمایش (۱۶ نمونه سوختی در ۴ ماه در ۱۰ تکرار) برای داده‌برداری مورد استفاده قرار گرفت. پس از پیش‌پردازش داده‌ها، برای تحلیل داده‌های حاصل از سامانه بینی الکترونیکی و پیاده‌سازی الگوریتم تشخیص الگو یا طبقه‌بندی از روش‌های تحلیل تفکیک خطی و درجه دوم (LDA و QDA) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) استفاده شد. برای تحلیل و ارزیابی داده‌ها از نرم‌افزار The Unscrambler X 10.4، و برای محاسبات روش کسری و ترسیم برخی نمودارها از نرم‌افزار Microsoft Excel 2016 استفاده گردید.

پس از انجام آزمایش‌ها و طراحی مدل‌های مختلف طبقه‌بندی، ارزیابی دقت و عملکرد مدل‌ها براساس شاخص‌های آماری انجام می‌گیرد. همچنین تحلیل‌های حاصل از ماتریس اغتشاش برای طبقه‌بندی انواع سوخت‌ها منجر به پیدایش چهار حالت مثبت حقیقی (TP)، منفی حقیقی (TN)، مثبت کاذب (FP) و منفی کاذب (FN) خواهد شد. چهار شاخص حساسیت (Sensitivity)، ویژگی (Specificity) و درستی (Precision) و معیار F1 (F1 score) برای تحلیل عملکرد سیستم‌های دسته‌بندی استفاده می‌شود. معیار F1 برای ارزیابی دقت یک مدل طبقه‌بندی آماری است. این معیار با توجه به میزان درستی و حساسیت (Precision and Sensitivity) یک طبقه‌بند محاسبه می‌شود. معیار F1 برابر با میانگین همسان درستی و حساسیت است. بیشترین مقدار ممکن برای معیار F1، برابر ۱ و کمترین مقدار ممکن برای این معیار ۰ است.

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN+FP} \quad (3)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4)$$

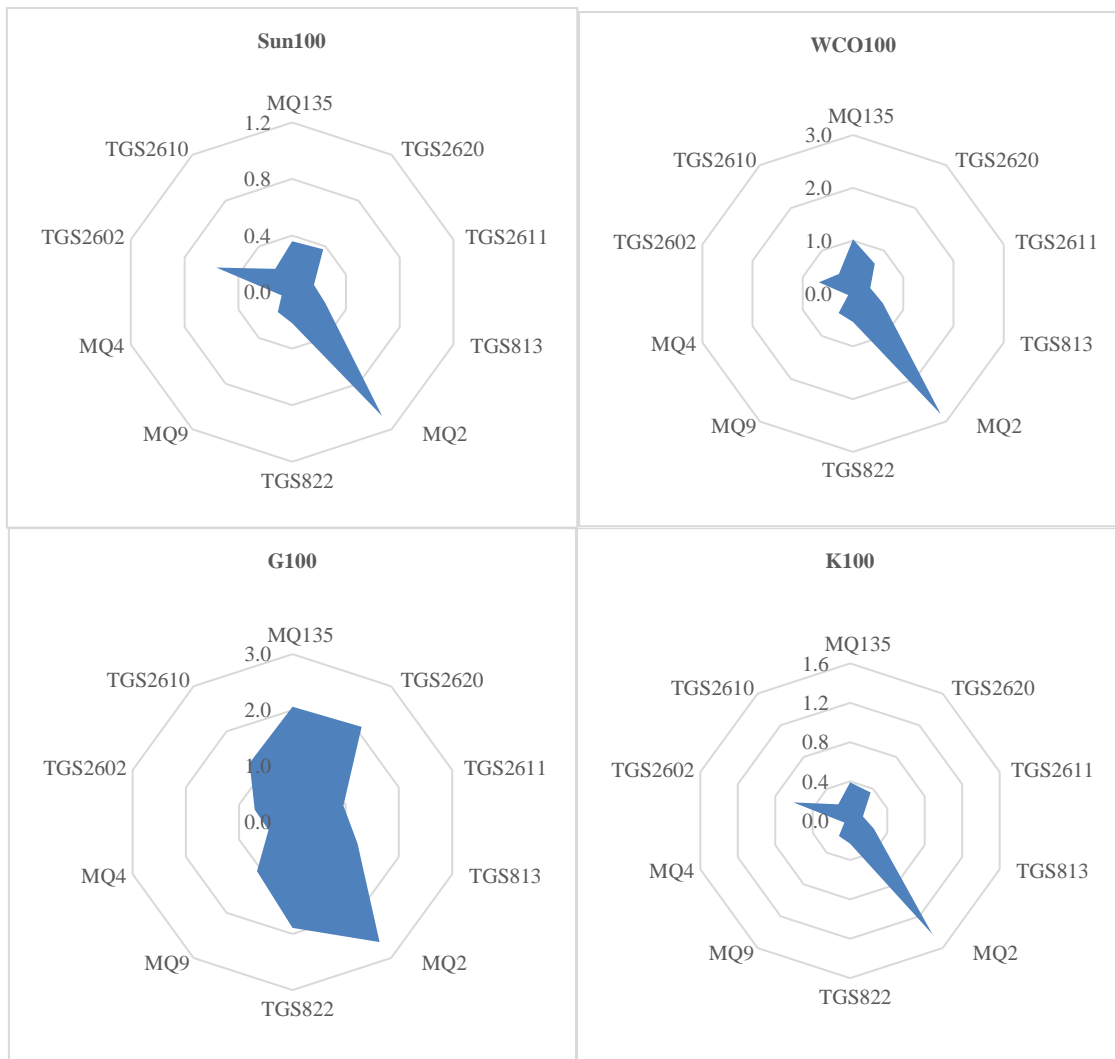
$$F1 = 2 \frac{\text{Sensitivity} \cdot \text{Specificity}}{\text{Sensitivity} + \text{Specificity}} = \frac{2 TP}{2 TP + FN + FP} \quad (5)$$

۳- نتایج و بحث

برخی از ویژگی‌های بیودیزل بلافاصله پس از تولید، اندازه‌گیری شد. نتایج نشان داد که این ویژگی‌ها در بیودیزل‌های تولیدی مطابق با استانداردهای ASTM D6751 و EN14214 است. میزان پایداری در مقابل اکسایش در بیودیزل کلزا، بیودیزل آفتاب‌گردان و بیودیزل حاصل از روغن پسماند به ترتیب ۵، ۴/۵۶ و ۶/۲۲ ساعت توسط دستگاه رنسیمت (Rancimat) برآورد شد. همچنین گرانیوی سینماتیکی سوخت‌های مذکور به ترتیب ۴/۹، ۴/۵۴ و ۴/۳۹ میلی‌متر

خواهند داشت. همچنین نتایج نشان داد که چهار حسگر MQ2، TGS2620، TGS822 و MQ135 برای داده‌های سوخت دیزل خالص بیشترین تأثیر را دریافت کرده‌اند (شکل ۳).

مقایسه میانگین پاسخ حسگرهای ده‌گانه مورد استفاده در این تحقیق برای همه انواع سوخت‌ها نشان داد که چهار حسگر MQ2، TGS2620، MQ135 و TGS2602 بیشترین تأثیر را از سوخت‌های بیودیزل دریافت کرده‌اند و لذا بیشترین تأثیر را در فرایند طبقه‌بندی



شکل ۳- میانگین پاسخ حسگرهای بینی الکترونیکی برای انواع سوخت‌های بیودیزل و دیزل

Fig 3. The average response of electronic nose sensors for different types of biodiesel and diesel fuels

تنها بیودیزل حاصل از روغن کلزا و روغن پسماند آشپزی یک ماه پس از تولید (تکرار دوم) دارای خطای تشخیص بوده و عمدتاً بیودیزل حاصل از روغن پسماند در گروه بیودیزل کلزا قرار گرفته است که به احتمال زیاد به دلیل وجود درصد بالای روغن کلزا در ساختار اولیه روغن آشپزی است. نتایج نشان داد که در روش تفکیک خطی، در زمان اول (بلافاصله بعد از تولید بیودیزل) هیچ داده‌ای به اشتباه در گروه دیگر قرار نگرفت و درستی مدل ۱۰۰ درصد بود. درستی مدل LDA در زمان دوم (یک ماه پس از تولید) در مجموع با دو اشتباه در تفکیک ۸۷ درصد و همچنین در زمان سوم (دو ماه پس از تولید)، ۱۰۰ درصد و بدون خطا و در زمان چهارم (سه ماه پس از تولید) نیز ۱۰۰ درصد و بدون اشتباه بود.

برای طبقه‌بندی سوخت‌های خالص که در چهار گروه گازوئیل خالص، بیودیزل کلزای خالص، بیودیزل آفتاب‌گردان خالص و بیودیزل روغن پسماند آشپزی خالص می‌باشد از دو روش LDA و QDA استفاده شد. هر کدام از نمونه‌ها دارای ده تکرار بودند که به طور تصادفی هفت تکرار برای آموزش و سه تکرار به منظور آزمون انتخاب شد؛ لذا در مجموع ۲۸ نمونه داده‌برداری برای آموزش و ۱۲ نمونه برای آزمون طبقه‌بندی سوخت خالص در چهار گروه مورد ارزیابی قرار گرفت.

جدول ۲ نتایج شاخص‌های عملکردی رویکردهای طبقه‌بندی LDA و QDA برای انواع سوخت‌های خالص را در چهار زمان نشان می‌دهد. همانگونه که در این جدول مشاهده می‌شود برای مدل LDA

زمان ذخیره‌سازی به‌درستی تشخیص داده شد و همچنین از ۸۴ سوخت ناخالص برای داده آموزش هر ۸۴ نمونه به‌درستی تشخیص داده شد. البته مدل QDA در بخش آموزش به اشتباه ۱۲ نمونه سوخت خالص را در گروه سوخت ناخالص قرار داده و لذا دارای دقت تفکیک (معیار F1) ۸۹ درصدی برای داده‌های آموزش و حدود ۹۲ درصدی برای کل داده‌ها می‌باشد.

همچنین با استفاده از روش LDA و QDA همه ۱۶۰ داده نرمال شده مربوط به این تحقیق (۴۰ داده سوخت خالص و ۱۲۰ داده سوخت ناخالص) مورد ارزیابی قرار گرفت. به طور تصادفی ۱۱۲ داده برای آموزش و ۴۸ داده برای آزمون به کار گرفته شد. داده‌های پردازش شده به‌عنوان ورودی مدل و وزن همه ورودی‌ها برابر یک قرار داده شد. نتایج جدول اغتشاش (جدول ۳) برای نمونه‌های تولید شده در ماه سوم ذخیره‌سازی (زمان چهارم)، نشان داد که در روش LDA از بین ۲۸ نمونه سوخت خالص برای آموزش همه سوخت‌ها در چهار

جدول ۲- شاخص‌های عملکردی مدل LDA و QDA برای طبقه‌بندی سوخت‌های خالص در زمان‌های مختلف ذخیره‌سازی
Table 2- LDA and QDA model performance indicators for the classification of pure fuels at different storage times

مجموع Total				آزمون Testing				آموزش Training				سوخت Fuel	مدل Model
F1	Spe.	Pre.	Sen.	F1	Spe.	Pre.	Sen.	F1	Spe.	Pre.	Sen.		
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	K100	زمان اول زمان دوم زمان سوم زمان چهارم
1	1	0.833	1	1	1	0.750	1	1	1	0.875	1		
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1		
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1		
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Sun100	
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1		
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1		
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1		
0.863	0.938	1	0.8	0.766	0.9	1	0.667	0.903	0.955	1	0.857	WCO100	LDA
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1		
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1		
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	G100	
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1		
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1		
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1		
0.992	0.996	0.99	0.988	0.986	0.994	0.984	0.979	0.994	0.997	0.992	0.991	All Data	
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	K100	زمان اول زمان دوم زمان سوم زمان چهارم
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1		
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1		
1	1	0.909	1	1	1	1	1	1	1	0.875	1		
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Sun100	
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1		
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1		
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1		
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	WCO100	QDA
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1		
0.933	0.968	1	0.9	1	1	1	1	0.903	0.955	1	0.857		
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	G100	
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1		
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1		
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1		
0.996	0.998	0.994	0.994	1	1	1	1	0.994	0.997	0.992	0.991	All Data	

WCO100: پسماند آشپزی خالص Sun100: آفتاب‌گردان خالص K100: کلزا خالص G100: گازوئیل خالص

جدول ۳- ماتریس اغتشاش طبقه‌بندی انواع سوخت‌ها به دو گروه خالص و ناخالص با روش LDA و QDA در زمان ذخیره‌سازی چهارم
 Table 3- The confusion matrix of the classification of all types of fuels into two pure and impure groups by LDA and QDA methods during the fourth storage time

نوع سوخت Fuels		نوع مدل	
		QDA	LDA
Training آموزش			
Testing آزمون			
خالص Pure		خالص Impure	خالص Pure
Pure	0	16	28
Impure	0	12	12
	84	12	84
	36	0	36

جدول ۴- شاخص‌های عملکردی مدل‌ها برای طبقه‌بندی سوخت‌ها به دو گروه خالص و ناخالص در زمان ذخیره‌سازی چهارم
 Table 4- Performance indices of models for classifying fuels into two pure and impure groups during the fourth storage time

همه داده‌ها All Data		آزمون Testing				آموزش Training				سوخت Fuel	مدل Model		
معیار F1	ویژگی Spec.	درستی Prec.	حساسیت Sens.	معیار F1	ویژگی Spec.	درستی Prec.	حساسیت Sens.	معیار F1	ویژگی Spec.	درستی Prec.	حساسیت Sens.		
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Pure	مدل
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	Impure	LDA
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	All	
0.824	1	1	0.7	1	1	1	1	0.727	1	1	0.571	Pure	مدل
0.824	0.7	0.909	1	1	1	1	1	0.727	0.571	0.875	1	Impure	QDA
0.925	0.925	0.925	0.925	1	1	1	1	0.893	0.893	0.893	0.893	All	

دقیقه است. لذا بیشترین تغییرات مقاومت اکسایشی پس از ۲ ماه ذخیره‌سازی اتفاق افتاده است.

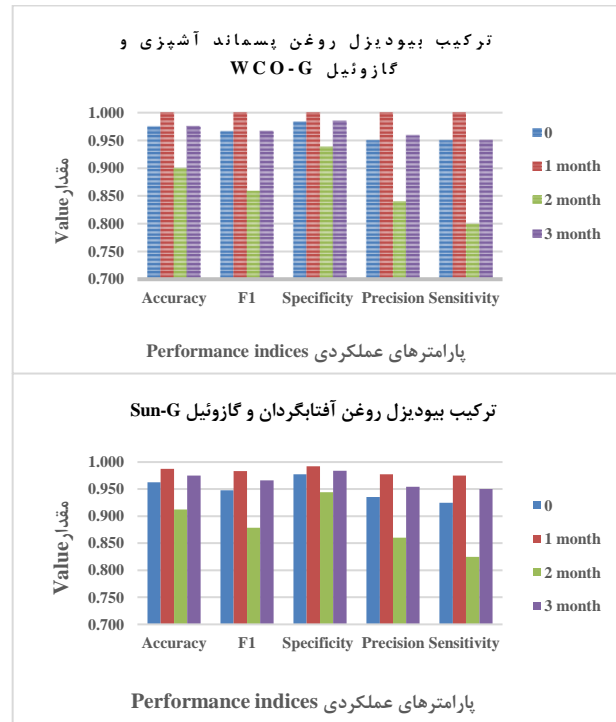
همچنین نتایج تحلیل تفکیک خطی و درجه دوم مربوط به سوخت‌های ترکیب شده گازوئیل با بیودیزل‌های کلزا، آفتاب‌گردان و روغن پسماند آشپزی در نسبت‌های ۲، ۵، ۱۰، ۲۰ درصد حجمی ترکیب شده نشان داد تغییرات پارامترهای عملکردی هر کدام از مدل‌ها برای تفکیک ترکیب‌های سوختی حاصل از آفتاب‌گردان و روغن پسماند آشپزی شبیه هم بوده و دارای تغییرات یکنواختی هستند. یکی از دلایل این امر احتمالاً به این نکته برمی‌گردد که روغن مورد استفاده در آشپزی همان روغن آفتاب‌گردان بوده یا سهم بالایی از روغن آفتاب‌گردان داشته است. همچنین در ماه دوم ذخیره‌سازی قدرت تفکیک مدل‌ها افت پیدا کرده و کمترین عملکرد تفکیک پس از ۲ ماه ذخیره‌سازی دیده می‌شود که یکی از دلایل احتمالی آن به این نکته برمی‌گردد که بیشترین تغییرات ساختاری و فیزیکی شیمیایی در ویژگی‌های سوخت‌ها طی این دو ماه اتفاق افتاده است (شکل ۴). به عنوان مثال اندازه‌گیری پایداری اکسایشی سوخت بیودیزل روغن پسماند آشپزی برای زمان‌های ذخیره‌سازی در این تحقیق (بلافاصله پس از تولید، یک ماه ذخیره‌سازی، دو ماه ذخیره‌سازی و سه ماه ذخیره‌سازی) به ترتیب، ۶ ساعت و ۲۲ دقیقه، ۶ ساعت و ۸ دقیقه، ۳ ساعت و ۱۱ دقیقه و در نهایت ۳ ساعت و ۴

در زمان ذخیره‌سازی سوم و ۸۲ درصد در زمان ذخیره‌سازی چهارم بود.

همچنین با استفاده از تکنیک طبقه‌بندی SVM همه ۱۶۰ داده مربوط به این تحقیق (۴۰ داده به‌عنوان سوخت خالص و ۱۲۰ داده به‌عنوان سوخت ناخالص (ترکیب‌های مختلف دیزل و بیودیزل) مورد ارزیابی قرار گرفت. برای مقایسه مدل‌ها با همدیگر داده‌های استفاده شده برای آموزش و آزمون مدل‌ها یکسان بوده و همان داده‌های مورد استفاده برای مدل‌های LDA و QDA برای مدل SVM نیز بکار گرفته شد. نتیجه به‌دست‌آمده نشان داد که با استفاده از رویکرد ماشین بردار پشتیبان (SVM) می‌توان ۱۱۲ داده مربوط به آموزش را با ویژگی (specificity) بیش از ۹۶ درصد در زمان اول (بلافاصله پس از تولید بیودیزل) در دو گروه سوخت خالص و سوخت ناخالص شناسایی و طبقه‌بندی کرد. مقدار این پارامتر در زمان‌های ذخیره‌سازی ماه اول، ماه دوم و ماه سوم به ترتیب ۹۴، ۹۸ و ۹۹ درصد بود.

مقایسه میانگین پارامترهای عملکردی مدل‌ها در تفکیک همه ترکیب‌های سوختی نشان داد، مدل QDA با معیار F1 حدودی ۹۵ درصد نسبت به سایر مدل‌ها قدرت تفکیک و عملکرد بهتری داشت (شکل ۵). پایین‌ترین عملکرد مربوط به مدل SVM با معیار F1 در حدود ۷۵ درصد و حساسیت (sensitivity) حدودی ۶۸ درصد در تفکیک ترکیب‌های سوختی بیودیزل کلزا بوده و مدل LDA در همه ترکیب‌های سوختی با معیار F1 حدود ۹۱ درصدی در وسط قرار گرفته و وضعیت میانه داشت.

در مطالعه‌ای تفکیک سوخت‌های بیودیزل حاصل از روغن کانولا با متانول (MK)، روغن ذرت با متانول (MZ)، روغن کانولا با اتانول (EK) و روغن ذرت با اتانول و همچنین یک سوخت ترکیبی (EK, MZ) با درصد‌های حجمی مختلف از گازوئیل نفتی، و با استفاده از بینی الکترونیکی انجام شد. نتایج نشان داد دقت تمایز و طبقه‌بندی SVM برای دو گروه خالص و ناخالص (مخلوط‌های مختلف دیزل و بیودیزل) بالاتر (۹۵/۴٪) بود. برای روش‌های QDA و LDA این مقدار دقت به ترتیب ۸۴/۴٪ و ۷۵/۵٪ بود. طبقه‌بندی سوخت‌های B5 در همه روش‌ها در مقایسه با سوخت‌های B2 و B20 بهتر بود. دقت تشخیص و طبقه‌بندی بیودیزل‌های B5 برای روش‌های QDA، LDA و SVM به ترتیب ۹۷/۶، ۱۰۰ و ۹۶/۱ درصد بود. استفاده از تابع مطلوبیت کلی نشان داد که روش QDA در مقایسه با LDA و SVM عملکرد بهتری دارد. زیرا توانایی تشخیص و طبقه‌بندی بالاتری دارد. پارامترهای عملکردی این مدل برای میانگین دقت (درستی)، حساسیت، ویژگی و مطلوبیت کل به ترتیب ۰/۹۴۱، ۰/۹۴۱، ۰/۹۷۵ و ۰/۸۵ بود (Mahmodi et al., 2019).



شکل ۴- پارامترهای عملکردی مدل QDA برای تفکیک ترکیب‌های سوختی دیزل و بیودیزل حاصل از روغن پسماند آشپزی (WCO) و روغن آفتاب‌گردان (Sun) در زمان‌های ذخیره‌سازی مختلف

Fig 4. Performance parameters of the QDA model for the separation of diesel and biodiesel fuel blends obtained from waste cooking oil (WCO) and sunflower oil (Sun) at different storage times.

۱-۳- نتایج تحلیل ماشین بردار پشتیبان SVM

روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) یکی از مدل‌های آنالیز داده است که در سال‌های اخیر، مورد توجه قرار گرفته است. این مدل یک سیستم یادگیری کارآمد بر مبنای نظریه یادگیری آماری و بهینه‌سازی ریاضی است که از اصل استقرار کمینه‌سازی خطای ساختاری استفاده کرده و منجر به یک جواب بهینه کلی می‌گردد. در این تحقیق برای شناسایی و طبقه‌بندی سوخت‌های خالص در چهار طبقه مجزا G100، K100، Sun100 و WCO100 استفاده شده و تنظیمات این تحلیل بر روی بخش (Segment) ۱۰ قرار گرفت که همان حالت نرون‌های شبکه‌های عصبی در برنامه متلب ایفا می‌کند. در تنظیمات این قسمت نوع طبقه‌بندی (SVM type) آن بر روی دسته‌بندی (nu-SVM) و مقدار $C=1$ و وزن تمام حسگرها مساوی و برابر عدد ۱ قرار داده شد.

هر کدام از گروه‌های سوختی دارای ۱۰ نمونه برای مدل‌سازی بودند که برای آموزش هفت تکرار و برای آزمون سه تکرار به‌صورت جداگانه مورد استفاده قرار گرفت با استفاده از این روش دسته‌بندی، سوخت‌های خالص با میزان درستی (precision) ۹۷ درصد در زمان ذخیره‌سازی اول، ۱۰۰ درصد در زمان ذخیره‌سازی دوم، ۸۲ درصد

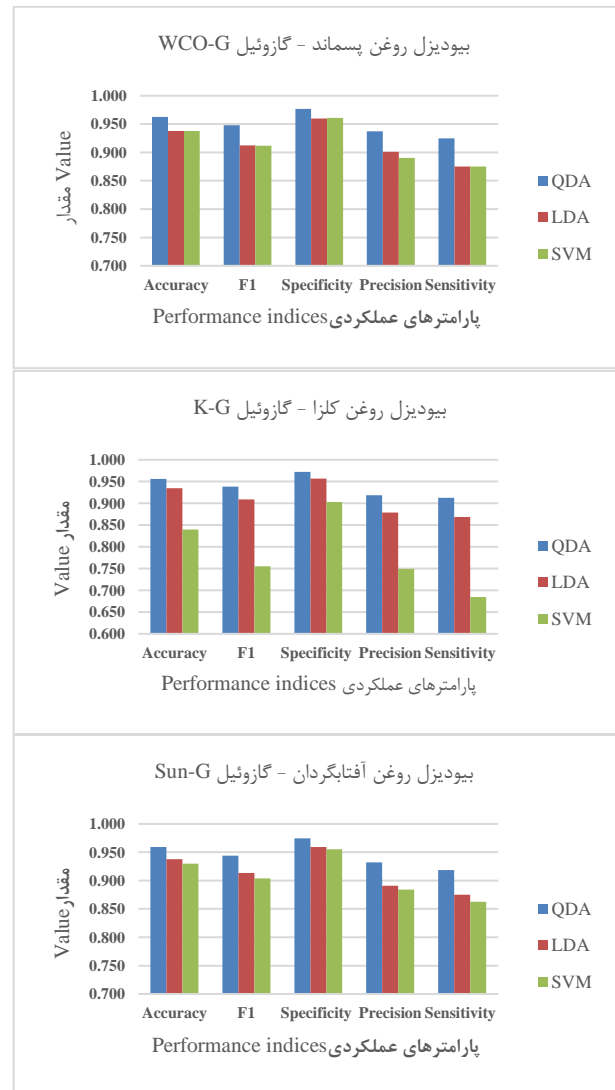
عملکرد تفکیک پس از ۲ ماه ذخیره‌سازی دیده می‌شود. احتمالاً بیشترین تغییرات ساختاری و فیزیکی شیمیایی در ویژگی‌های سوخت‌های بیودیزل طی این دو ماه اتفاق افتاده است همچنین شباهت و یکنواختی تغییرات پارامترهای عملکردی هر کدام از مدل‌ها برای تفکیک ترکیب‌های سوختی حاصل از روغن آفتاب‌گردان و روغن پسماند آشپزی نشان دهنده منشا یکسان بیودیزل‌های تولیدی است. مقایسه عملکرد مدل حاکی از برتری مدل QDA نسبت به مدل‌های LDA و SVM در تفکیک و طبقه‌بندی ترکیب‌های سوختی است.

سپاس‌گزاری

این مقاله مستخرج از نتایج پایان‌نامه کارشناسی ارشد دانشگاه رازی است که بدینوسیله از مسئولین محترم آن دانشگاه برای فراهم کردن امکانات و شرایط انجام تحقیق تشکر و قدردانی می‌شود.

منابع

- Abdulkareem-Alsultan, G., Asikin-Mijan, N., Lee, H., & Taufiq-Yap, Y. (2016). *A new route for the synthesis of La-Ca oxide supported on nano activated carbon via vacuum impregnation method for one pot esterification-transesterification reaction*. Chemical Engineering Journal, 304, 61-71. <https://doi.org/10.1016/j.cej.2016.05.116>
- Chen, L.-Y., Wu, C.-C., Chou, T.-I., Chiu, S.-W., & Tang, K.-T. (2018). *Development of a dual MOS electronic nose/camera system for improving fruit ripeness classification*. Sensors, 18(10), 3256. <https://doi.org/10.3390/s18103256>
- Gebremariam, S. N., & Marchetti, J. M. (2018). *Economics of biodiesel production*. Energy Conversion and Management, 168, 74-84. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2018.05.002>
- Jain, S., & Sharma, M. (2014). *Effect of metal contents on oxidation stability of biodiesel/diesel blends*. Fuel, 116, 14-18. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2013.07.104>
- Kaushal, S., Nayi, P., Rahadian, D., & Chen, H.-H. (2022). *Applications of Electronic Nose Coupled with Statistical and Intelligent Pattern Recognition Techniques for Monitoring Tea Quality: A Review*. Agriculture, 12(9), 1359. <https://doi.org/10.3390/agriculture12091359>
- Mahmodi, K., Mostafaei, M., & Mirzaee-Ghaleh, E. (2019). *Detection and classification of diesel-biodiesel blends by LDA, QDA and SVM approaches using an electronic nose*. Fuel, 258, 116114. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2019.116114>
- Mahmodi, K., Mostafaei, M., & Mirzaee-Ghaleh, E. (2022). *Detecting the different blends of diesel and biodiesel fuels using electronic nose machine coupled ANN and RSM methods*. Sustainable



شکل ۵ - میانگین پارامترهای عملکردی مدل‌ها در تفکیک ترکیب‌های سوختی مختلف

Fig 5. Average performance parameters of the models in the separation of different fuel blends

۴- نتیجه‌گیری کلی

به منظور شناسایی و تفکیک ترکیب‌های مختلف ترکیب‌های سوختی بیودیزل با گازوئیل در سطوح مختلف، با استفاده از تکنیک ماشین بویایی، ابتدا سوخت‌های مربوطه تهیه و ترکیب‌های مورد نظر آماده شد. داده‌های دستگاه بینی الکترونیکی شامل ۱۰ حسگر بوده و توسط ۳ روش (LDA, QDA, SVM) مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت. نتایج به خوبی حساسیت حسگرهای موجود در سامانه بینی الکترونیکی را نسبت به سوخت‌های تولیدی بیودیزل نشان داد. از میان همه حسگرهای موجود در سامانه بینی چهار حسگر MQ2، MQ4، TGS2620 و TGS2602 دارای بیشترین حساسیت نسبت به سوخت‌های تولیدی بیودیزل بودند. همچنین نتایج تحلیل تفکیک سوخت‌های ترکیب شده گازوئیل با بیودیزل‌های مختلف نشان داد در ماه دوم ذخیره‌سازی قدرت تفکیک مدل‌ها افت پیدا کرده و کمترین

- 9396-9412.
<https://doi.org/10.1080/15567036.2023.2238648>
- Yan, B., Zhang, Y., Chen, G., Shan, R., Ma, W., & Liu, C. (2016). *The utilization of hydroxyapatite-supported CaO-CeO₂ catalyst for biodiesel production*. *Energy Conversion and Management*, 130, 156-164.
<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2016.10.052>
- Zhou, W. (2003). *Production of sunflower oil ethyl ester for use as a biodiesel fuel*. National Library of Canada= Bibliothèque nationale du Canada, Ottawa.
- Energy Technologies and Assessments, 51, 101914.
<https://doi.org/10.1016/j.seta.2021.101914>
- Moser, B. R., Evangelista, R. L., & Jham, G. (2015). *Fuel properties of Brassica juncea oil methyl esters blended with ultra-low sulfur diesel fuel*. *Renewable Energy*, 78, 82-88.
<https://doi.org/10.1016/j.renene.2015.01.016>
- Motta, V. V., Simionatto, E. L., Scharf, D. R., Wiggers, V. R., Chiarello, L. M., & Meier, H. F. (2022). *The Chemical Characterization of Frying Oil Biodiesel and Relation with the Oxidation Stability*. *Angolan Mineral, Oil & Gas Journal*, 3(3), 26-34.
<https://doi.org/10.47444/amogj.v3i3.3>
- Nisar, N., Mehmood, S., Nisar, H., Jamil, S., Ahmad, Z., Ghani, N., Oladipo, A. A., Qadri, R. W., Latif, A. A., & Ahmad, S. R. (2018). *Brassicaceae family oil methyl esters blended with ultra-low sulphur diesel fuel (ULSD): Comparison of fuel properties with fuel standards*. *Renewable Energy*, 117, 393-403.
<https://doi.org/10.1016/j.renene.2017.10.087>
- Rodrigues, J. S., do Valle, C. P., Uchoa, A. F. J., Ramos, D. M., da Ponte, F. A. F., de Sousa Rios, M. A., de Queiroz Malveira, J., & Ricardo, N. M. P. S. (2020). *Comparative study of synthetic and natural antioxidants on the oxidative stability of biodiesel from Tilapia oil*. *Renewable Energy*, 156, 1100-1106.
<https://doi.org/10.1016/j.renene.2020.04.153>
- Silva, J. B., Almeida, J. S., Barbosa, R. V., Fernandes, G. J., Coriolano, A. C., Fernandes Jr, V. J., & Araujo, A. S. (2021). *Thermal oxidative stability of biodiesel/petrodiesel blends by pressurized differential scanning calorimetry and its calculated cetane index*. *Processes*, 9(1), 174.
<https://doi.org/10.3390/pr9010174>
- Vidigal, I. G., Siqueira, A. F., Melo, M. P., Giordani, D. S., da Silva, M. L., Cavalcanti, E. H., & Ferreira, A. L. (2021). *Applications of an electronic nose in the prediction of oxidative stability of stored biodiesel derived from soybean and waste cooking oil*. *Fuel*, 284, 119024.
<https://doi.org/10.1016/j.fuel.2020.119024>
- Xu, L., Yu, X., Liu, L., & Zhang, R. (2016). *A novel method for qualitative analysis of edible oil oxidation using an electronic nose*. *Food chemistry*, 202, 229-235.
<https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2016.01.144>
- Xu, M., Wang, J., & Zhu, L. (2019). *The qualitative and quantitative assessment of tea quality based on E-nose, E-tongue and E-eye combined with chemometrics*. *Food chemistry*, 289, 482-489.
<https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2019.03.080>
- Yadav, N., Yadav, G., & Ahmaruzzaman, M. (2023). *Microwave-assisted production of biodiesel using sulfonated carbon-based catalyst derived from biowaste*. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, 45(3),