



Islamic Azad University, Shiraz Branch

نشریه تحلیل مدارها، داده‌ها و سامانه‌ها  
Journal of Circuits, Data and Systems Analysis

sanad.iau.ir/journal/jcdsa



# Temperature Modulation of a Tin Oxide-Based Gas Sensor for Detecting Vinegar Purity using the K-Nearest Neighbors Algorithm

Ali Fatehifar<sup>1</sup>, Fatemeh Safari<sup>2</sup>, Vahid Khorramshahi<sup>\*3</sup>

<sup>1</sup>Materials and Energy Research Center, Dezful Branch, Islamic Azad University, Dezful, Iran

[ali.fatehifar@gmail.com](mailto:ali.fatehifar@gmail.com)

<sup>2</sup>Materials and Energy Research Center, Dezful Branch, Islamic Azad University, Dezful, Iran

[Fatemeh.Safari@iau.ac.ir](mailto:Fatemeh.Safari@iau.ac.ir)

<sup>3</sup>Materials and Energy Research Center, Dezful Branch, Islamic Azad University, Dezful, Iran

[va.khoramshahi@iau.ac.ir](mailto:va.khoramshahi@iau.ac.ir)

**Abstract:** Temperature modulation in gas sensors based on metal oxides, such as SnO<sub>2</sub>, alters the operating temperature of the sensor. These changes enhance the sensor's sensitivity and selectivity in detecting acetic acid in vinegar, enabling the determination of vinegar purity. In temperature modulation for gas sensors, temperature cycles are employed to record the sensor's response to different compounds. These responses are then processed as classification features to differentiate and identify various compounds. In this study, the nearest neighbor (k-NN) algorithm was used to classify vinegar samples and assess their purity based on these features. A square voltage waveform was applied to the microheater of the MQ2 gas sensor, inducing temperature variations that generated distinct patterns in the sensor's response. The sensor's voltage response to vinegar vapors with varying purities was recorded in three stages. From each pattern, seven unique features were extracted to serve as inputs for the classification algorithm. The proposed algorithm demonstrated an accuracy of 86% in determining vinegar purity, making it suitable for use in automated detection systems.

**Keyword:** Tin oxide, temperature modulation, electronic nose, gas sensor, classification.

JCDSA, Vol. 2, No. 3, Spring 2024

Received: 2024-08-03

Online ISSN: 2981-1295

Accepted: 2024-10-30

Journal Homepage: <https://sanad.iau.ir/en/Journal/jcdsa>

Published: 2024-12-20

## CITATION

Fatehifar, A., et al., "Temperature modulation of a tin oxide-based gas sensor for detecting vinegar purity using the k-Nearest Neighbors algorithm", Journal of Circuits, Data and Systems Analysis (JCDSA), Vol. 2, No. 3, pp. 53-62, 2024.

DOI: 00.00000/0000

## COPYRIGHTS



©2024 by the authors. Published by the Islamic Azad University Shiraz Branch. This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0>

\* Corresponding author

## Extended Abstract

### 1- Introduction

An alternative to traditional chemical analysis for quality control of vinegar and its component analysis is the use of electronic noses. Electronic noses typically employ an array of multiple sensors coupled with machine learning algorithms to classify various gases. Machine learning classification algorithms can be broadly categorized into linear and nonlinear methods. Prominent linear algorithms include Principal Component Analysis (PCA) classifiers and k-Nearest Neighbors (k-NN).

Various sensor types are employed in electronic noses, including metal oxide, polymer, and micro-electrochemical sensors. Among these, metal oxide semiconductor sensors are particularly favored due to their high sensitivity to organic vapors, stable drift behavior, long operational lifespan, and cost-effectiveness. Tin oxide ( $\text{SnO}_2$ ), in particular, is one of the most widely used metal oxide sensors for detecting diverse gases, including those relevant to electronic nose applications.

Metal oxide gas sensors operate based on resistive changes induced upon exposure to a gas, resulting in corresponding voltage variations, which are regarded as the sensor's response to the target gas. Furthermore, applying variable temperatures to the sensor generates distinctive response patterns, rich in information about the target gas. By extracting features from these patterns, it becomes possible to detect and classify gases more effectively, thereby enhancing the selectivity of temperature-modulated sensors.

The unique properties of metal oxide sensors, combined with advanced data analysis techniques, position them as suitable candidates for robust and efficient electronic nose systems, particularly for applications such as vinegar quality analysis.

### 2- Methodology

In this study, a square wave with an 8-volt amplitude and a frequency of 100 mHz was applied to control the heating of an MQ2 gas sensor, which operates based on the semiconductor metal oxide  $\text{SnO}_2$ . This temperature modulation allowed the sensor's operating temperature to

oscillate between 200°C and 320°C, producing distinct response patterns under varying thermal conditions. When exposed to vinegar vapors with varying purity levels (20%, 40%, 60%, 80%, and 100%), these temperature-induced response patterns were reflected as unique voltage variations across the sensor.

To extract meaningful information from these patterns, seven distinct features were derived from each of the three response phases—rise, steady, and fall—observed during the sensor's interaction with vinegar vapors. These features were subsequently analyzed using the k-Nearest Neighbors (k-NN) algorithm for classification. To ensure a robust evaluation of the classifier's performance, k-fold cross-validation was employed, providing a reliable framework for assessing the model's accuracy.

### 3- Results and discussion

Controlled temperature variations enhance the sensor's sensitivity and selectivity, enabling precise detection of different purity levels in vinegar samples. These temperature-induced responses yield distinct and reliable signal profiles for various impurities. The proposed algorithm, with an accuracy of 86% in identifying vinegar purity, demonstrates strong potential for integration into automated detection systems. This approach offers a cost-effective and efficient solution for quality control in the food and beverage industry.

### 4- Conclusion

In this study, a vinegar purity detection system was developed using the cost-effective and readily available MQ2 sensor, which employs tin oxide ( $\text{SnO}_2$ ) for gas detection. Although traditionally used for detecting flammable gases, the MQ2 sensor was repurposed in this research to assess vinegar purity levels. By applying the k-nearest neighbors (k-NN) algorithm, the system achieved a satisfactory classification accuracy, effectively distinguishing between various purity levels based on the sensor's response. The integration of the MQ2 sensor with the k-NN algorithm offers a practical, low-cost solution for real-time quality assessment, making it particularly suitable for resource-limited settings and small-scale quality control applications.





## مدولاسیون دمایی حسگر گاز مبتنی بر اکسید قلع جهت تشخیص

## خلوص سرکه با استفاده از الگوریتم k نزدیکترین همسایگی

علی فاتحی فر<sup>۱</sup>، فاطمه صفری<sup>۲</sup>، وحید خرمشاهی<sup>۳\*</sup>

۱- مرکز تحقیقات مواد و انرژی، واحد دزفول، دانشگاه آزاد اسلامی، دزفول، ایران (ali.fatehifar@gmail.com)

۲- مرکز تحقیقات مواد و انرژی، واحد دزفول، دانشگاه آزاد اسلامی، دزفول، ایران (Fatemeh.Safari@iau.ac.ir)

۳- مرکز تحقیقات مواد و انرژی، واحد دزفول، دانشگاه آزاد اسلامی، دزفول، ایران (va.khoramshahi@iau.ac.ir)

**چکیده:** مدولاسیون دما در حسگرهای گاز مبتنی بر اکسیدهای فلزی، از جمله  $\text{SnO}_2$ ، موجب تغییر دمای عملیاتی حسگر می‌شود. این تغییرات، حساسیت و گزینش پذیری حسگر را در تشخیص اسید استیک موجود در سرکه افزایش داده و امکان تعیین خلوص سرکه را فراهم می‌کنند. در مدولاسیون دمایی حسگرهای گاز، از چرخه‌های دمایی برای ثبت پاسخ حسگر به ترکیبات مختلف استفاده می‌شود. این پاسخ‌ها به‌عنوان ویژگی‌های طبقه‌بندی استخراج شده و امکان تمایز و شناسایی ترکیبات را فراهم می‌کنند. در این پژوهش، با استفاده از الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه، ویژگی‌های استخراج شده به‌طور مؤثری برای طبقه‌بندی نمونه‌های سرکه و تعیین خلوص آن‌ها به کار گرفته شد. به ریزگره‌های حسگر گاز MQ2 یک ولتاژ مربعی اعمال شد که موجب تغییر دمای حسگر و ایجاد الگوهای متمایز در پاسخ آن گردید. پاسخ ولتاژ حسگر به بخارات سرکه با خلوص‌های مختلف در سه مرحله ثبت شد. از هر الگوی ایجاد شده در پاسخ حسگر، هفت ویژگی متمایز انتخاب شد که به‌عنوان ورودی‌های الگوریتم طبقه‌بندی مورد استفاده قرار گرفتند. دقت الگوریتم پیشنهادی در تشخیص خلوص سرکه برابر با ۸۶ درصد بوده و این روش قابلیت استفاده در سیستم‌های تشخیص خودکار را دارد.

واژه‌های کلیدی: اکسید قلع، مدولاسیون دما، بینی الکترونیکی، حسگر گاز، طبقه بندی.

DOI: 00.00000/0000

نوع مقاله: پژوهشی

تاریخ چاپ مقاله: ۱۴۰۳/۰۹/۳۰

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۳/۰۸/۰۹

تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۳/۰۵/۱۳

کیفیت آن، فرآیندی پیچیده و پرهزینه است و برای کاربردهای زمان-حقیقی نیز مناسب نیستند. بنابراین توسعه روش‌های جایگزین که بتوانند با دقت بالا کیفیت سرکه را مشخص کرد اهمیت بسزایی دارد. یکی از روش‌های جایگزین روش‌های تحلیلی شیمیایی، استفاده از بینی الکترونیکی است. تاکنون بینی‌های الکترونیکی برای ارزیابی کیفیت بسیاری از مواد خوراکی، از جمله قهوه، شیر، روغن و سرکه، مورد استفاده قرار گرفته‌اند [۵-۱۰]. معمولاً بینی‌های الکترونیکی از آرایه‌ای متشکل از چندین حسگر استفاده می‌کنند که با کمک الگوریتم‌های یادگیری ماشین قادر به طبقه‌بندی گازهای مختلف هستند. الگوریتم‌های دسته‌بندی یادگیری ماشین به دو دسته خطی و غیرخطی تقسیم می‌شوند. از میان الگوریتم‌های خطی می‌توان به مدل‌های طبقه‌بندی کننده بیزی، تحلیل مؤلفه‌های اصلی<sup>۲</sup> و الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه<sup>۳</sup> اشاره کرد. در مقابل، الگوریتم‌های غیرخطی شامل ماشین

## ۱- مقدمه

سرکه، که اغلب به عنوان یک چاشنی و نگهدارنده استفاده می‌شود، معمولاً طی یک فرآیند دو مرحله‌ای از مواد حاوی قند مانند سیب، انگور، جو، برنج و خرما تولید می‌شود. در ایران، سرکه قرمز و سرکه سفید انگور از پرمصرف‌ترین انواع سرکه محسوب می‌شوند. متأسفانه، برخی سودجویان با به خطر انداختن سلامت مردم، محصولات تقلبی تولید کرده و وارد بازار می‌کنند. به همین دلیل، از گذشته تاکنون روش‌های متعدد تحلیل شیمیایی برای کنترل کیفیت سرکه و بررسی ترکیبات آن توسعه داده شده‌اند، از جمله الکترودهای انتخاب‌گر یونی [۱]، طیف‌سنجی جذب اتمی [۲]، کروماتوگرافی گازی [۳] و طیف‌سنجی جرمی پیرولیز [۴]. با این حال، از آنجا که سرکه بیش از ۱۰۰ ترکیب مختلف دارد، استفاده از این روش‌های تحلیل شیمیایی برای بررسی

\* نویسنده مسئول

<sup>2</sup> Principal component analysis (PCA)<sup>3</sup> k-nearest neighbors algorithm (k-NN)

بردار پشتیبان<sup>۱</sup>، جنگل تصادفی<sup>۲</sup> و شبکه‌های عمیق هستند [۱۱]. در این مقاله، به دلیل پایداری بالا، پیاده‌سازی آسان، و دقت مناسب، از الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه برای دسته‌بندی داده‌ها استفاده شده است.

در بینی‌های الکترونیکی از حسگرهای متنوعی بهره گرفته می‌شود که شامل حسگرهای اکسیدهای فلزی، پلیمری، میکروالکتروشیمیایی، و کوارتز است [۱۲، ۱۵]. در میان این حسگرها، حسگرهای نیمه‌هادی مبتنی بر اکسیدهای فلزی به دلیل حساسیت بالا به بخارات آلی، تعادل مناسب میان رانش، عمر طولانی، و قیمت اقتصادی، بیشترین کاربرد را در بینی‌های الکترونیکی دارند [۶، ۲۱]. از میان اکسیدهای فلزی، اکسید قلع ( $\text{SnO}_2$ ) یکی از پرکاربردترین مواد برای تشخیص انواع گازها محسوب می‌شود و در بینی‌های الکترونیکی نیز به کار گرفته شده است [۲۲، ۲۴]. این ماده نیمه‌هادی نوع n با شکاف نواری عریض ۳.۶ الکترون‌ولت، علاوه بر کاربرد در حسگرهای گاز، در تجهیزات الکترونیکی دیگری نظیر حسگرهای زیستی، سلول‌های خورشیدی، و ابزارهای الکترونیک نوری نیز استفاده می‌شود [۲۵، ۲۷]. حسگرهای گاز مبتنی بر اکسیدهای فلزی، زمانی که در معرض گاز قرار می‌گیرند، دچار تغییرات مقاومتی می‌شوند. این تغییرات که معادل تغییرات ولتاژ حسگر است، به عنوان پاسخ حسگر به گاز هدف در نظر گرفته می‌شود. این حسگرها معمولاً دارای یک ریزگرمن حرارتی هستند که دمای کافی برای فعال‌سازی آن‌ها را فراهم می‌آورد. سطح پاسخ و حساسیت این حسگرها به شدت به دما وابسته است، به گونه‌ای که تغییرات جزئی در دمای کاری می‌تواند منجر به نوسانات قابل توجهی در پاسخ آن‌ها شود. وابستگی پاسخ به دما، به واکنش‌های شیمیایی و الکترونیکی اجتناب‌ناپذیری که در سطح مؤثر حسگر رخ می‌دهد، مرتبط است. شدت این واکنش‌ها بسته به نوع گاز متفاوت بوده و هر حسگر به یک یا چند نوع گاز حساسیت بیشتری نسبت به دیگر گازها دارد [۲۸].

اعمال دمای متغیر به حسگر باعث ایجاد الگوهایی در پاسخ آن می‌شود که اطلاعاتی در خصوص گاز هدف دربردارند [۲۹، ۳۱]. از این اطلاعات می‌توان برای تشخیص و دسته‌بندی گازهای مختلف استفاده کرد [۳۲]. تغییر ولتاژ اعمالی به ریزگرمن حسگر باعث مدوله شدن دمای کاری آن می‌شود. به عبارت دیگر، هر تغییر در سطح ولتاژ اعمالی به ریزگرمن باعث تغییر دمای حسگر و در نتیجه تغییر در شکل الگوی پاسخ آن می‌شود. روش معمول کار حسگرهای گاز به این صورت است که حسگر در یک دمای ثابت عمل می‌کند و در صورت مواجهه با گاز، پس از گذشت زمان مشخص، پاسخ ماندگاری ناشی از تغییرات مقاومتی متناسب با غلظت گاز اعمالی ایجاد می‌شود. اما در مدولاسیون دما، زمان فرآیند تشخیص گاز در هر دما محدود است که این امر موجب نوسانات پاسخ زمانی می‌شود. این نوسانات حاوی اطلاعاتی هستند که در حالت دمای ثابت وجود ندارند. در واقع، افزودن ویژگی‌های پاسخ مرتبط با تغییرات دما به همراه اطلاعات پاسخ ماندگار، گزینش‌پذیری حسگر مدوله‌شده با دما را افزایش می‌دهد [۳۲].

برای مدولاسیون دمای حسگر گاز بسته به کاربرد، از اشکال مختلف موج ولتاژی استفاده می‌شود [۳۳-۳۵] که بر اساس آن‌ها می‌توان روش‌های مدولاسیون دمایی را به دو دسته کلی گذار دمایی و روش دوره‌های دمایی تقسیم‌بندی کرد. همچنین، روش‌های ترکیبی نیز وجود دارند که از خواص هر دو روش بهره می‌برند [۳۶]. در روش گذار دمایی، تغییرات ولتاژ اعمالی به ریزگرمن به صورت پله‌ای یا چند سطحی است که می‌تواند با توابع شیب یا نمایی ترکیب شود. یکی از ساده‌ترین و سریع‌ترین روش‌ها برای مشاهده پاسخ دمایی و وابستگی دمایی حسگرهای اکسید فلزی، استفاده از کلید در منبع تغذیه ریزگرمن حسگر است که می‌تواند به صورت قطع و وصل عمل کند [۳۷]. میبائو و همکارانش با استفاده از نانوساختارهای  $\text{SnO}_2$ ، توانسته‌اند به کمک مدولاسیون دمایی، ترکیبات آلی فرار مانند الکل‌ها، آلدئیدها، کتون‌ها، آمین‌ها و ترکیبات معطر را شناسایی کنند. آن‌ها با اعمال ولتاژ گرمایش موج مربعی، رفتارهای پاسخ دینامیکی گاز نسبت به ترکیبات آلی فرار را به طور سیستماتیک بررسی کرده‌اند. در این تحقیق، برای تفکیک گازها از الگوریتم تحلیل مؤلفه‌های اصلی استفاده شده است [۳۳]. در روش مدولاسیون دوره‌های دمایی، ریزگرمن حسگر به صورت متناوب تحت تأثیر مجموعه‌ای از تک‌فرکانس‌های سینوسی قرار می‌گیرد. مقدار این فرکانس‌های موج سینوسی اعمال‌شده براساس مشخصات ابتدایی حسگر و ویژگی‌ها و رفتار گاز هدف تعیین می‌شود. لازم به ذکر است که در این روش، علاوه بر شکل موج سینوسی، از شکل موج‌های دیگری مانند مربعی و پلکانی نیز به عنوان ولتاژ اعمالی به ریزگرمن حسگر استفاده شده است [۳۸-۳۹]. البته باید به این نکته نیز اشاره کرد که شکل موج بهینه برای ریزگرمن حسگر، بسته به نوع گاز هدف و ویژگی‌های حسگر، منحصر به فرد نیست و ممکن است در هر کاربرد متفاوت باشد [۲۹].

لیدینگر و همکارانش با استفاده از روش مدولاسیون دوره‌های دمایی و تحلیل پاسخ‌های به‌دست‌آمده به وسیله الگوریتم تحلیل تشخیص خطی، به شناسایی ترکیبات آلی خطرناکی مانند فرمالدئید و نفتالین پرداخته‌اند. با استفاده از این روش، تیم تحقیقاتی موفق به شناسایی و تفکیک گازهای سمی تا غلظت‌های بسیار پایین در محدوده ppb و کمتر از ppb شده‌اند [۴۰]. به‌طور کلی، قابلیت‌های منحصر به فرد حسگرهای اکسیدهای فلزی، همراه با تکنیک‌های پیشرفته تجزیه و تحلیل داده‌ها، این حسگرها را به گزینه‌های مناسبی برای توسعه سیستم‌های مبتنی بر بینی الکترونیکی قوی و کارآمد برای تحلیل سرکه تبدیل کرده است. در این مقاله نیز با استفاده از یک حسگر مبتنی بر اکسید قلع ( $\text{SnO}_2$ ) و بکارگیری روش مدولاسیون دما و الگوریتم k نزدیک‌ترین همسایگی، کیفیت سرکه تجاری تولیدی یکی از شرکت‌های معتبر داخلی مورد تحلیل قرار گرفته است که دقت تشخیص روش پیشنهادی ۸۶ درصد به‌دست آمده است.

<sup>2</sup> Random Forest

<sup>1</sup> Support vector machines (SVM)

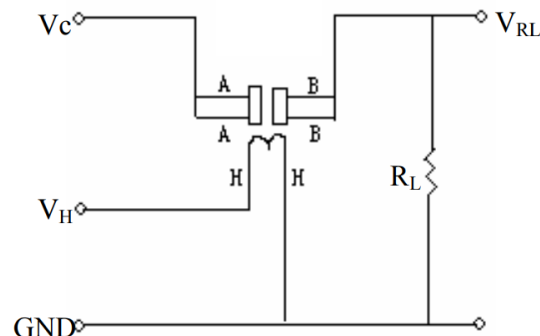


## ۲- مواد و روش‌ها

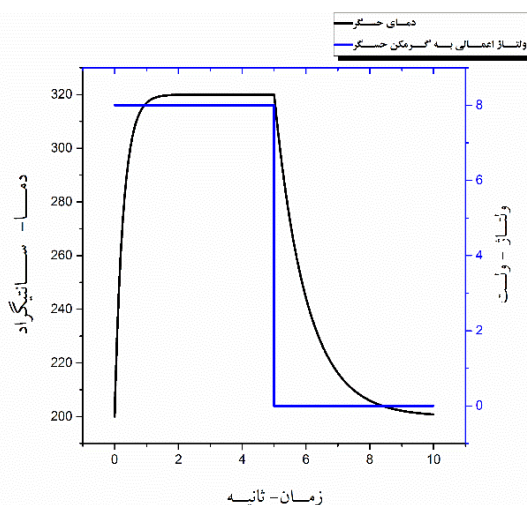
### ۲-۱- مواد

ولتاژ از یک مولتی‌متر دیجیتال با قابلیت اتصال به کامپیوتر استفاده شده است که نرخ نمونه‌برداری آن ۵ نمونه در ثانیه است. حسگر با یک مقاومت سری می‌شود که با ثبت مقدار ولتاژ این مقاومت می‌توان ولتاژ حسگر را نیز به دست آورد.

در محفظه، یک ریزگرمن مخصوص بخار کردن نمونه‌های مایع وجود دارد که برای هر آزمایش مقدار ثابتی از هر نمونه روی آن ریخته می‌شود تا تبدیل به بخار شود. بخار ایجاد شده توسط یک دمنده به طور یکنواخت در محفظه پخش می‌شود. بعد از اینکه حسگر در معرض بخار سرکه قرار گرفت، به مرور زمان مقاومت آن کاهش پیدا می‌کند تا به مقدار ماندگار خود برسد. به این مرحله، مرحله پاسخ‌دهی می‌گویند. پس از اتمام آزمایش، با باز کردن مسیر خروجی گاز، بخار از محفظه خارج می‌شود. در این مرحله بازیابی حسگر اتفاق می‌افتد، که به این مفهوم است که بعد از گذشت چند دقیقه مقدار مقاومت حسگر افزایش می‌یابد و تقریباً به مقدار قبل از در معرض قرار گرفتن با بخار سرکه برمی‌گردد. در طول انجام کلیه آزمایش‌ها، دمای محیط ۲۰ درجه سانتی‌گراد و رطوبت نسبی هوا ۳۰ درصد بوده است. ولتاژ کاری حسگر و ولتاژ مورد نیاز ریزگرمن بخارکننده سرکه توسط یک منبع متغیر جریان مستقیم تأمین می‌شود و ولتاژ ریزگرمن حسگر نیز از طریق یک دستگاه فانکشن ژنراتور تأمین گردیده است.



شکل (۱): طرح‌واره داخلی و مدار راه انداز حسگر گاز MQ2



شکل (۲): یک دوره تناوب شکل موج اعمالی به ریزگرمن حسگر و پروفایل حرارتی ایجاد شده روی سطح حسگر

در این تحقیق، محصول سرکه یک شرکت تجاری داخلی معتبر به عنوان نمونه خالص فرض می‌شود که از این پس آن را "نمونه ۱۰۰ درصد خالص" نام‌گذاری می‌کنیم. با ترکیب آب با نمونه ۱۰۰ درصد خالص، نمونه‌هایی با خلوص ۲۰، ۴۰، ۶۰ و ۸۰ درصد به دست آمد. شایان ذکر است که سرکه خوراکی به طور معمول دارای ۵ درصد اسید استیک است و مابقی آن را آب تشکیل می‌دهد. هدف این تحقیق، ارائه روشی کم‌هزینه جهت شناسایی محصولات است که کیفیت و خلوص آن‌ها به دلیل افزودن بیش از حد آب کاهش یافته است. حسگری که در این مطالعه استفاده شده است از نوع MQ2 می‌باشد. این حسگر یک حسگر گاز همه‌کاره است که قادر به تشخیص طیف وسیعی از گازها از جمله الکل، مونوکسید کربن، هیدروژن، ایزوبوتن، گاز مایع، متان، پروپان و حتی دود است. به دلیل هزینه کم، حساسیت بالا و زمان پاسخ سریع، حسگر MQ2 در کاربردهای تشخیص گاز به طور گسترده‌ای استفاده می‌شود. این حسگر گاز با ۵ ولت جریان مستقیم کار می‌کند و به طور میانگین تقریباً ۸۰۰ میلی‌وات مصرف دارد. ماده حساس این حسگر اکسید قلع است که دارای طول عمر بالا بوده و با یک مدار ساده قابل راه‌اندازی است. از آنجا که حسگر MQ2 یک حسگر فعال شونده با دما است، اگر برای مدت طولانی در انبار بماند، کالیبراسیون آن ممکن است تغییر کند. در صورتی که پس از یک دوره طولانی (یک ماه یا بیشتر) برای اولین بار مورد استفاده قرار گیرد، حسگر باید به طور کامل برای مدت ۲۴ تا ۴۸ ساعت گرم شود تا حداکثر دقت حاصل شود. البته اگر حسگر اخیراً استفاده شده باشد، تنها ۵ تا ۱۰ دقیقه زمان لازم است تا به طور کامل گرم شود.

### ۲-۲- سیستم آزمایش حسگر گاز

شکل (۱) طرح‌واره داخلی و مدار راه‌انداز حسگر گاز استفاده شده را نشان می‌دهد. دو ولتاژ  $V_C$  و  $V_H$  به ترتیب ولتاژ تغذیه و ولتاژ ریزگرمن حسگر هستند. جهت انجام مدولاسیون دما،  $V_H$  به یک موج مربعی با فرکانس ۱۰۰ میلی‌هرتز و دامنه ۸ ولت وصل می‌شود. تقسیم ولتاژ نیز از طریق یک مقاومت ۱۰ کیلو اهمی انجام می‌شود. همان‌طور که در شکل (۲) مشخص است، ولتاژ اعمالی به ریزگرمن باعث می‌شود تا دمای حسگر بین ۲۰۰ تا ۳۲۰ درجه سانتی‌گراد تغییر کند. محفظه آزمایش حسگر گاز استفاده شده در این تحقیق، یک ظرف شیشه‌ای ۸/۵ لیتری است که تصویر آن در شکل (۳) نمایش داده شده است. این محفظه شامل ریزگرمن تبخیر سرکه، دمنده، دریچه خروج گاز، رطوبت‌سنج، دماسنج و نگهدارنده حسگر گاز MQ2 است.

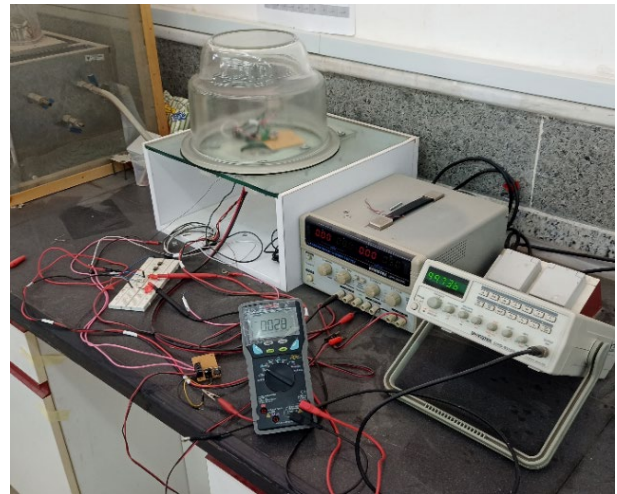
فرآیند کلی آزمایش حسگر گاز به این صورت است که ریزگرمن حسگر به یک موج مربعی متصل می‌شود تا دمای فعال‌سازی آن فراهم آید. از آنجا که این موج با فرکانس مشخصی در حال نوسان است، باعث می‌شود دمای حسگر در بازه مشخصی نوسان داشته باشد. جهت ثبت



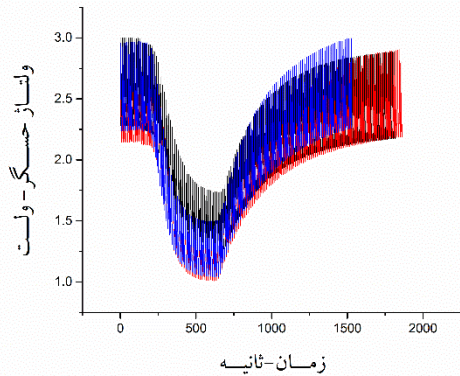
جهت ایجاد تعداد ویژگی کافی برای انجام مرحله دسته‌بندی، فرایند آزمایش تشخیص گاز برای هر غلظت سرکه سه بار تکرار شد. با توجه به اینکه پنج غلظت مختلف سرکه در این تحقیق مورد بررسی قرار گرفته است، در مجموع ۱۵ مرتبه آزمایش تشخیص گاز انجام شده است. شکل‌های (۴-۸) پاسخ ولتاژی حسگر MQ2 استفاده شده به خلوص‌های ۲۰، ۴۰، ۶۰، ۸۰ و ۱۰۰ درصد سرکه را نشان می‌دهند. در هر شکل، پاسخ هر سه بار تکرار آزمایش تشخیص گاز رسم شده‌اند. لازم به ذکر است که این پاسخ‌ها جهت استفاده در الگوریتم دسته‌بندی به صورت نرمال درآمده‌اند.

### ۲-۳- مکانیزم جذب گاز حسگر مبتنی بر SnO<sub>2</sub>

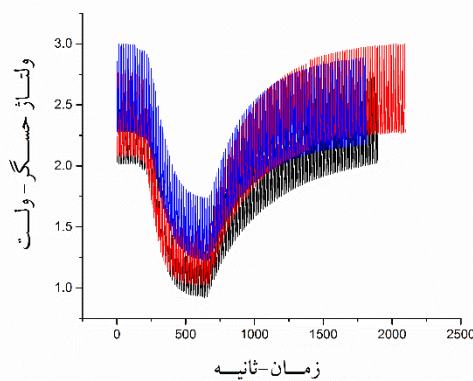
زمانی که حسگر در معرض هوا قرار می‌گیرد، مولکول‌های اکسیژن (O<sub>2</sub>) بر روی سطح حسگر اکسید فلزی جذب می‌شوند و گونه‌هایی از اکسیژن جذب شده شیمیایی تشکیل می‌شوند [۴۱]. ایجاد این گونه‌ها به این معنی است که مولکول‌های اکسیژن با سطح حسگر واکنش می‌دهند و الکترون‌ها را از لایه هدایت اکسید قلع به دام می‌اندازند و همانطور که در شکل (۹) نشان داده شده است، باعث ایجاد یک ناحیه تخلیه پیرامون ذرات اکسید فلزی می‌گردند. در این حالت، چگالی الکترون‌ها در سطح کاهش یافته و به تبع آن، مقاومت الکتریکی حسگر افزایش می‌یابد.



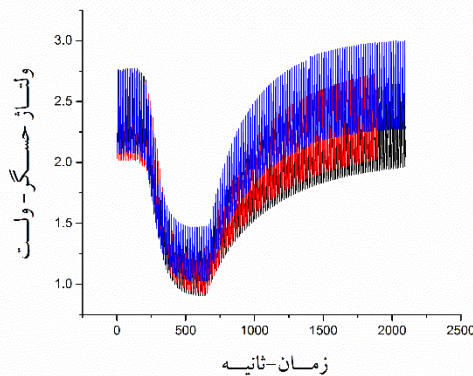
شکل (۳): سیستم آزمایش حسگر گاز



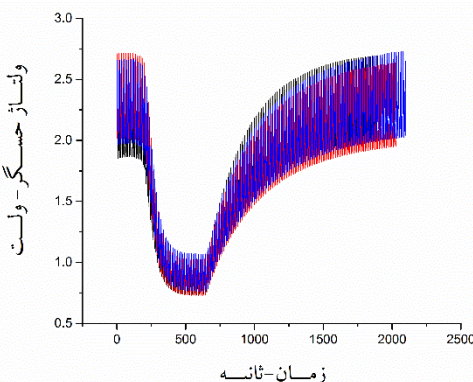
شکل (۵): پاسخ حسگر MQ2 به سرکه با خلوص ۴۰ درصد



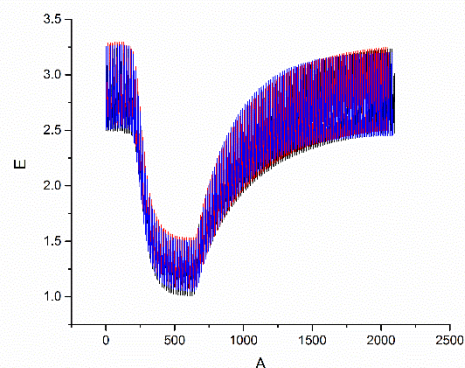
شکل (۶): پاسخ حسگر MQ2 به سرکه با خلوص ۶۰ درصد



شکل (۷): پاسخ حسگر MQ2 به سرکه با خلوص ۸۰ درصد



شکل (۸): پاسخ حسگر MQ2 به سرکه با خلوص ۱۰۰ درصد



شکل (۴): پاسخ حسگر MQ2 به سرکه با خلوص ۲۰ درصد



مرز مناطق تصمیم‌گیری می‌شوند. این الگوریتم به ویژه زمانی که با داده‌های نویزی روبه‌رو هستیم یا توزیع داده‌ها ناشناخته است، عملکرد خوبی دارد. فرآیند الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی به شرح زیر است:

۱. بارگذاری داده‌ها: ابتدا داده‌ها بارگذاری می‌شوند و معمولاً ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد برای آزمون اختصاص می‌یابد.

۲. تنظیم مقدار  $k$ : مقدار  $k$  تعیین می‌شود، که تعداد همسایه‌هایی است که برای پیش‌بینی برچسب کلاس استفاده می‌شود.

۳. محاسبه فاصله: فاصله بین داده‌های آزمون و هر ردیف از داده‌های آموزشی محاسبه می‌شود. معمولاً از فاصله اقلیدسی به عنوان فاصله سنجش استفاده می‌شود که یکی از متداول‌ترین روش‌ها است.

۴. مرتب‌سازی فاصله‌ها: فاصله‌های محاسبه شده به صورت صعودی مرتب می‌شوند.

۵. انتخاب  $k$  همسایه نزدیک‌تر: پس از مرتب‌سازی،  $k$  طرف بالای آرایه فاصله انتخاب می‌شود.

۶. دریافت کلاس‌های اکثریت: کلاس‌های موجود در این  $k$  همسایه بررسی می‌شود و کلاس با بیشترین تکرار به داده آزمون اختصاص می‌یابد.

۷. بازگشت کلاس پیش‌بینی شده: در نهایت، کلاس پیش‌بینی شده برای داده آزمون بازگشت داده می‌شود.

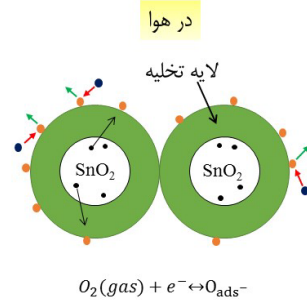
برای اطمینان از قدرت الگوریتم و ارزیابی عملکرد آن، معمولاً از اعتبارسنجی  $k$ -fold استفاده می‌شود. در این روش، داده‌ها به صورت تصادفی به  $k$  بخش یکسان تقسیم می‌شوند. سپس مدل  $k$  بار آموزش می‌بیند و در هر بار از  $k-1$  بخش برای آموزش و یک بخش باقی‌مانده برای اعتبارسنجی استفاده می‌شود. عملکرد مدل در تمام  $k$  بخش‌ها میانگین‌گیری شده و تخمینی از عملکرد مدل بر روی داده‌های ناشناخته ارائه می‌دهد. این الگوریتم با استفاده از نزدیکی نقاط داده در فضای ویژگی‌ها، پیش‌بینی دقیقی از برچسب کلاس داده‌ها به عمل می‌آورد و برای مسائل مختلف دسته‌بندی مانند شناسایی و تفکیک کیفیت سرکه به کار می‌رود.

## ۲-۵- استخراج ویژگی

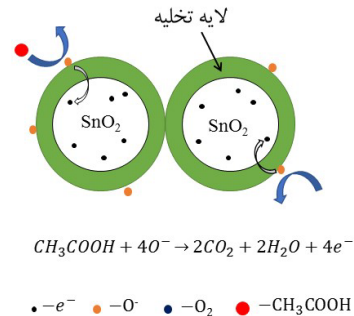
در این مقاله، برای استخراج ویژگی از نمودار ولتاژ پاسخ حسگر به گاز هدف، نمودار پاسخ به سه ناحیه مختلف تقسیم شده است که هر ناحیه اطلاعات خاصی را در مورد رفتار حسگر در مراحل مختلف آزمایش نشان می‌دهد. این نواحی به شرح زیر تعریف شده‌اند:

۱. ناحیه (A): ورود گاز هدف: این ناحیه مربوط به زمانی است که گاز هدف وارد محفظه تست حسگر می‌شود. در این مرحله، تغییرات اولیه ولتاژ و مقاومت حسگر رخ می‌دهد که نشان‌دهنده واکنش ابتدایی حسگر به گاز است.

۲. ناحیه (B): حالت ماندگار حسگر: در این ناحیه، حسگر به وضعیت پایداری رسیده و واکنش‌های آن به گاز هدف به حالت

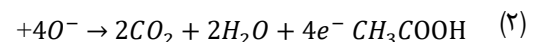
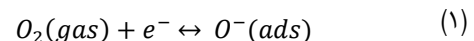


در معرض اسید استیک سرکه



شکل (۹): سازوکار جذب حسگر مبتنی بر اکسید قلع

زمانی که حسگر در معرض بخار سرکه قرار می‌گیرد، مولکول‌های اسید استیک با یون‌های اکسیژن جذب شده روی سطح حسگر واکنش می‌دهند و الکترون‌هایی که در دام اکسیژن‌ها افتاده‌اند را رها کرده و به ماده حسگر باز می‌گردانند. این واکنش باعث کاهش عرض ناحیه تخلیه می‌شود. کاهش عرض ناحیه تخلیه پیرامون ذرات سطحی، به معنای افزایش جریان کلی حسگر و کاهش مقاومت الکتریکی آن است. معادله جذب مولکول‌های اکسیژن ( $O_2$ ) روی سطح حسگر به صورت زیر است:



در این تحقیق با توجه به اینکه دمای کاری حسگر بین  $200^\circ C$  تا  $320^\circ C$  متغیر است، بیشترین گونه غالب موجود بر روی سطح حسگر از نوع  $O^-$  است [۴۲].

## ۲-۴- الگوریتم دسته‌بندی

الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی یکی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین تحت نظارت و بدون پارامتر است که به دلیل سادگی، پایداری، آسانی پیاده‌سازی و دقت بسیار بالا، محبوبیت زیادی در مسائل دسته‌بندی پیدا کرده است [۴۳][۴۶]. این الگوریتم بر اساس نزدیک‌ترین فاصله عمل می‌کند و با توجه به یک نقطه داده جدید،  $k$  نزدیک‌ترین همسایه از مجموعه داده‌های آموزش را شناسایی کرده و برچسب کلاس اکثریت در میان این همسایه‌ها را به نقطه جدید اختصاص می‌دهد. انتخاب مقدار  $k$  (تعداد همسایه‌ها) تأثیر قابل توجهی بر عملکرد این الگوریتم دارد. انتخاب مقادیر کوچک‌تر برای  $k$  باعث انعطاف‌پذیری بیشتر مرزهای تصمیم‌گیری می‌شود، در حالی که مقادیر بزرگ‌تر  $k$  باعث هموارتر شدن

## ۳- نتایج

هدف این تحقیق ارائه یک سیستم دسته‌بندی‌کننده برای شناسایی غلظت‌های مختلف بخار سرکه و تشخیص خلوص آن است. برای این منظور، ویژگی‌های استخراج‌شده از نمودارهای ولتاژ پاسخ حسگر به گاز هدف برای سرکه با خلوص‌های مختلف (۲۰، ۴۰، ۶۰، ۸۰ و ۱۰۰ درصد) به عنوان ورودی به الگوریتم دسته‌بندی نزدیک‌ترین همسایگی اعمال شده است. به هر یک از این خلوص‌ها یک کلاس مجزا اختصاص داده شده است و ویژگی‌هایی که برای هر خلوص استخراج شده‌اند، در قالب یک بردار ورودی به دسته‌بندی‌کننده اعمال شده‌اند. در این تحقیق، تعداد همسایه‌های  $k$  در الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی برابر با ۳ انتخاب شده است. همچنین برای ارزیابی عملکرد این الگوریتم از روش اعتبارسنجی  $k$ -fold استفاده شده است که دقت مدل را بر اساس تقسیم تصادفی داده‌ها به  $k$  بخش و انجام آزمایشات مختلف ارزیابی می‌کند. نتایج این تحقیق نشان داده است که دقت تشخیص خلوص سرکه با استفاده از این سیستم، ۸۶ درصد بوده است که این مقدار دقت قابل قبول برای یک سیستم تشخیص خلوص سرکه محسوب می‌شود. این دقت بالای مدل نزدیک‌ترین همسایگی نشان می‌دهد که با استفاده از ویژگی‌های استخراج‌شده از ولتاژ پاسخ حسگر و الگوریتم‌های یادگیری ماشین، می‌توان به‌طور مؤثر و دقیق خلوص سرکه را شناسایی کرد.

## ۴- نتیجه‌گیری

در این تحقیق، یک سیستم تشخیص خلوص سرکه با استفاده از حسگر ارزان‌قیمت و در دسترس MQ2 مبتنی بر اکسید قلع توسعه داده شده است. این سیستم با استفاده از الگوریتم  $k$ -NN قادر به تشخیص خلوص سرکه با دقت قابل قبول ۸۶ درصد می‌باشد.

### ملاحظات اخلاقی پیروی از اصول اخلاق پژوهش

همکاری مشارکت‌کنندگان در تحقیق حاضر به صورت داوطلبانه و با رضایت آنان بوده است.

### حامی مالی

هزینه تحقیق حاضر توسط نویسندگان مقاله تامین شده است.

### تعارض منافع

بنابر اظهار نویسندگان، مقاله حاضر فاقد هرگونه تعارض منافع بوده است. کنند تمام موارد ذکر شده را دقیقاً رعایت کنند، و از همین سند به‌عنوان الگوی نگارش مقاله خود استفاده کنند.

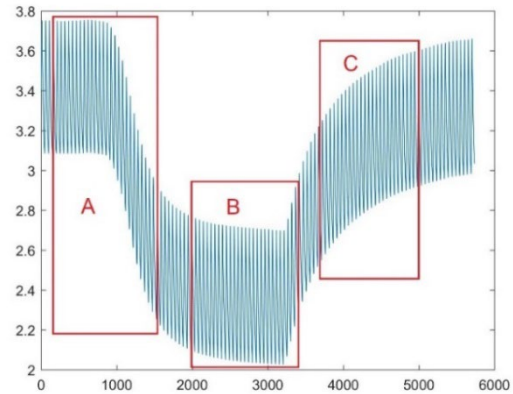
## مرجع

- [1] R. A. S. Lapa, J. F. C. Lima, R. Pérez-Olmos, and M. P. Ruiz, "Simultaneous automatic potentiometric determination of acidity, chloride and fluoride in vinegar," *Food Control*, vol. 6, no. 3, pp. 155–159, 1995.
- [2] M. Guerrero, "Multivariate characterization of wine vinegars from the south of Spain according to their metallic content," *Talanta*, vol. 45, no. 2, pp. 379–386, Dec. 1997, doi: 10.1016/S0039-9140(97)00139-2.
- [3] R. Castro Mejías, R. Natera Marín, M. De Valme García Moreno, and C. García Barroso, "Optimisation of

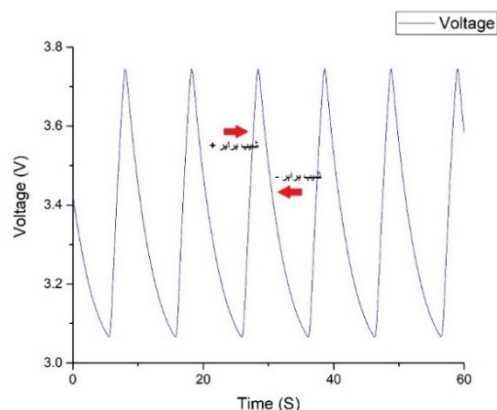
ثابت درآمده‌اند. در این بخش، ویژگی‌هایی مانند مقاومت ماندگار حسگر که به غلظت گاز بستگی دارد، استخراج می‌شود.

۳. ناحیه (C: خروج گاز هدف): پس از خروج گاز از محفظه، تغییرات ولتاژ به حالت بازگشتی یا بازیابی می‌روند. این ناحیه نمایانگر فرآیند بازیابی حسگر پس از تماس با گاز است و شامل ویژگی‌هایی است که به نحوه بازگشت حسگر به وضعیت اولیه مرتبط هستند.

ویژگی‌ها از هر سه بخش این نمودار استخراج می‌شوند و برای انجام تحلیل‌های بیشتر یا استفاده در الگوریتم‌های دسته‌بندی و شناسایی گاز هدف استفاده می‌شوند. این ویژگی‌ها می‌توانند شامل زمان رسیدن به حالت ماندگار، میزان تغییرات ولتاژ در هر ناحیه، و سرعت بازیابی حسگر باشند که به شناسایی دقیق‌تر و تحلیل رفتار حسگر کمک می‌کنند. با توجه به استفاده از مدولاسیون دما در این مقاله، در هر بخش از نمودار پاسخ حسگر، خط‌هایی با شیب مثبت و شیب منفی وجود دارد که توسط نرم‌افزار پیاده‌سازی شده تمامی این شیب‌ها در سه ناحیه A, B, C بعنوان ویژگی استخراج شده‌اند. نظر به اینکه شیب‌های مثبت و منفی در هر ناحیه مشخص شده در شکل (۱۰) تقریباً برابر هستند از هر ناحیه دو شیب (مثبت و منفی) انتخاب می‌شود (شکل ۱۱). بنابراین از هر بخش نمودار پاسخ حسگر، شش ویژگی معادل شش شیب استخراج می‌شود. علاوه بر مقادیر شیب‌ها، مقدار سیگنال پاسخ محاسبه شده نیز به عنوان ویژگی هفتم در نظر گرفته شده است.



شکل (۱۰): نمودار ولتاژ پاسخ حسگر به گاز هدف



شکل (۱۱): بزرگ‌نمایی نمودار پاسخ حسگر در ناحیه A





- nanohybrids as chemiresistive E-nose for H<sub>2</sub>, H<sub>2</sub>S and NO<sub>2</sub> detection," *Mater. Sci. Semicond. Process.*, vol. 147, p. 106706, 2022.
- [19] Z. Khatoon, H. Fouad, O. Y. Alotman, M. Hashem, Z. A. Ansari, and S. A. Ansari, "Doped SnO<sub>2</sub> nanomaterials for e-nose based electrochemical sensing of biomarkers of lung cancer," *ACS omega*, vol. 5, no. 42, pp. 27645–27654, 2020.
- [20] Z. Li *et al.*, "E-nose based on a high-integrated and low-power metal oxide gas sensor array," *Sensors Actuators B Chem.*, vol. 380, p. 133289, 2023.
- [21] B. Mahata, S. Acharyya, P. Banerji, and P. K. Guha, "Assessment of fish adulteration using SnO<sub>2</sub> nanopetal-based gas sensor and machine learning," *Food Chem.*, vol. 438, p. 138039, 2024.
- [22] A. Taurino, S. Capone, C. Distanti, M. Epifani, R. Rella, and P. Siciliano, "Recognition of olive oils by means of an integrated sol-gel SnO<sub>2</sub> Electronic Nose," *Thin Solid Films*, vol. 418, no. 1, pp. 59–65, 2002, doi: [https://doi.org/10.1016/S0040-6090\(02\)00596-5](https://doi.org/10.1016/S0040-6090(02)00596-5).
- [23] Z. Hu, X. Li, H. Wang, C. Niu, Y. Yuan, and T. Yue, "A novel method to quantify the activity of alcohol acetyltransferase Using a SnO<sub>2</sub>-based sensor of electronic nose," *Food Chem.*, vol. 203, pp. 498–504, 2016, doi: <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2016.02.087>.
- [24] F. Bravo-Hualpa *et al.*, "SnO<sub>2</sub>-TiO<sub>2</sub> and SnO<sub>2</sub>-MoO<sub>3</sub> Based Composite Gas Sensors to Develop an E-nose for Peruvian Pisco Varieties Differentiation," *J. Electrochem. Soc.*, vol. 169, no. 1, p. 17511, 2022.
- [25] H. Yu, X. Tan, S. Sun, L. Zhang, C. Gao, and S. Ge, "Engineering paper-based visible light-responsive Sn-self doped domed SnO<sub>2</sub> nanotubes for ultrasensitive photoelectrochemical sensor," *Biosens. Bioelectron.*, vol. 185, p. 113250, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.bios.2021.113250>.
- [26] Z. Huang *et al.*, "Tin Oxide (SnO<sub>2</sub>) Nanoparticles: Facile Fabrication, Characterization, and Application in UV Photodetectors," *Nanomaterials*, vol. 12, no. 4, 2022, doi: [10.3390/nano12040632](https://doi.org/10.3390/nano12040632).
- [27] C. Wang *et al.*, "High-effective SnO<sub>2</sub>-based perovskite solar cells by multifunctional molecular additive engineering," *J. Alloys Compd.*, vol. 886, p. 161352, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jallcom.2021.161352>.
- [28] S. R. Morrison, "Mechanism of semiconductor gas sensor operation," *Sensors and Actuators*, vol. 11, no. 3, pp. 283–287, Apr. 1987, doi: [10.1016/0250-6874\(87\)80007-0](https://doi.org/10.1016/0250-6874(87)80007-0).
- [29] S. M. Hosseini-Golgoob and F. Hossein-Babaei, "Assessing the diagnostic information in the response patterns of a temperature-modulated tin oxide gas sensor," *Meas. Sci. Technol.*, vol. 22, no. 3, p. 35201, 2011.
- [30] S. M. Hosseini-Golgoob, F. Salimi, A. Saberkeri, and S. Rahbarpour, "Comparison of information content of temporal response of chemoresistive gas sensor under three different temperature modulation regimes for gas detection of different feature reduction methods," in *Journal of Physics: Conference Series*, 2017, vol. 939, no. 1, p. 12005.
- [31] C. Krutzler, A. Unger, H. Marhold, T. Fricke, T. Conrad, and A. Schütze, "Influence of MOS gas-sensor production tolerances on pattern recognition techniques in electronic noses," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 61, no. 1, pp. 276–283, 2011.
- [32] K. Yan and D. Zhang, "Improving the transfer ability of prediction models for electronic noses," *Sensors Actuators B Chem.*, vol. 220, pp. 115–124, 2015, doi: <https://doi.org/10.1016/j.snb.2015.05.060>.
- headspace solid-phase microextraction for analysis of aromatic compounds in vinegar," *J. Chromatogr. A*, vol. 953, no. 1–2, pp. 7–15, Apr. 2002, doi: [10.1016/S0021-9673\(02\)00122-X](https://doi.org/10.1016/S0021-9673(02)00122-X).
- [4] E. Anklam, M. Lipp, B. Radovic, E. Chiavaro, and G. Palla, "Characterisation of Italian vinegar by pyrolysis-mass spectrometry and a sensor device ('electronic nose')," *Food chemistry*, vol. 61, no. 1–2, pp. 243–8, Jan. 1998.
- [5] J. Tan and J. Xu, "Applications of electronic nose (e-nose) and electronic tongue (e-tongue) in food quality-related properties determination: A review," *Artif. Intell. Agric.*, vol. 4, pp. 104–115, Jan. 2020, doi: [10.1016/j.aiaa.2020.06.003](https://doi.org/10.1016/j.aiaa.2020.06.003).
- [6] M. Wang and Y. Chen, "Electronic nose and its application in the food industry: a review," *Eur. Food Res. Technol.*, vol. 250, no. 1, pp. 21–67, Jan. 2024, doi: [10.1007/s00217-023-04381-z](https://doi.org/10.1007/s00217-023-04381-z).
- [7] R.-C. Liu, R. Li, Y. Wang, and Z.-T. Jiang, "Analysis of volatile odor compounds and aroma properties of European vinegar by the ultra-fast gas chromatographic electronic nose," *J. Food Compos. Anal.*, vol. 112, p. 104673, Sep. 2022, doi: [10.1016/j.jfca.2022.104673](https://doi.org/10.1016/j.jfca.2022.104673).
- [8] E. Martín-Tornero, J. D. Barea-Ramos, J. Lozano, I. Durán-Merás, and D. Martín-Vertedor, "E-Nose Quality Evaluation of Extra Virgin Olive Oil Stored in Different Containers," *Chemosensors*, vol. 11, no. 2, 2023, doi: [10.3390/chemosensors11020085](https://doi.org/10.3390/chemosensors11020085).
- [9] E. Zhang *et al.*, "Application of an electronic nose for the diagnosis of ketosis in dairy cows," *Food Biosci.*, vol. 60, p. 104355, Aug. 2024, doi: [10.1016/j.fbio.2024.104355](https://doi.org/10.1016/j.fbio.2024.104355).
- [10] E. Aghdamifar, V. R. Sharabiani, E. Taghinezhad, M. Szymanek, and A. Dziwulska-Hunek, "E-nose as a non-destructive and fast method for identification and classification of coffee beans based on soft computing models," *Sensors Actuators B Chem.*, vol. 393, p. 134229, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.snb.2023.134229>.
- [11] P. Jia, X. Li, M. Xu, and L. Zhang, "Classification techniques of electronic nose: a review," *Int. J. Bio-Inspired Comput.*, vol. 23, no. 1, pp. 16–27, 2024.
- [12] A. T. John, K. Murugappan, D. R. Nisbet, and A. Tricoli, "An Outlook of Recent Advances in Chemiresistive Sensor-Based Electronic Nose Systems for Food Quality and Environmental Monitoring," *Sensors*, vol. 21, no. 7, 2021, doi: [10.3390/s21072271](https://doi.org/10.3390/s21072271).
- [13] A. Sierra-Padilla, J. J. García-Guzmán, D. López-Iglesias, J. M. Palacios-Santander, and L. Cubillana-Aguilera, "E-Tongues/Noses Based on Conducting Polymers and Composite Materials: Expanding the Possibilities in Complex Analytical Sensing," *Sensors*, vol. 21, no. 15, 2021, doi: [10.3390/s21154976](https://doi.org/10.3390/s21154976).
- [14] H. L. Gan, Y. B. C. Man, C. P. Tan, I. NorAini, and S. A. H. Nazimah, "Characterisation of vegetable oils by surface acoustic wave sensing electronic nose," *Food Chem.*, vol. 89, no. 4, pp. 507–518, 2005, doi: <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2004.03.005>.
- [15] S. Ampuero and J. O. Bosset, "The electronic nose applied to dairy products: a review," *Sensors Actuators B Chem.*, vol. 94, no. 1, pp. 1–12, 2003, doi: [https://doi.org/10.1016/S0925-4005\(03\)00321-6](https://doi.org/10.1016/S0925-4005(03)00321-6).
- [16] M. Tonezzer *et al.*, "Electronic noses based on metal oxide nanowires: A review," *Nanotechnol. Rev.*, vol. 11, no. 1, pp. 897–925, 2022.
- [17] W. S. Al-Dayyeni *et al.*, "A review on electronic nose: coherent taxonomy, classification, motivations, challenges, recommendations and datasets," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 88535–88551, 2021.
- [18] B. Bhangare, K. R. Sinju, N. S. Ramgir, S. Gosavi, and A. K. Debnath, "Noble metal sensitized SnO<sub>2</sub>/RGO



- [33] G.-Y. Miao, S.-S. Chen, Y.-J. Wang, Z. Guo, and X.-J. Huang, "SnO<sub>2</sub> Nanostructures Exposed with Various Crystal Facets for Temperature-Modulated Sensing of Volatile Organic Compounds," *ACS Appl. Nano Mater.*, vol. 5, no. 8, pp. 10636–10644, 2022.
- [34] A. Schütze and T. Sauerwald, "Dynamic operation of semiconductor sensors," in *Semiconductor Gas Sensors*, Elsevier, 2020, pp. 385–412. doi: 10.1016/B978-0-08-102559-8.00012-4.
- [35] T. Iwata, M. Saeki, Y. Okura, and T. Yoshikawa, "Gas discrimination based on enhanced gas-species related information obtained by a single gas sensor with novel temperature modulation," *Sensors Actuators B Chem.*, vol. 354, p. 131225, Mar. 2022, doi: 10.1016/j.snb.2021.131225.
- [36] W. An and C. Y. Yang, "Review on Temperature Modulation Technology of Gas Sensors," in *Electrical Information and Mechatronics and Applications*, 2012, vol. 143, pp. 567–571. doi: 10.4028/www.scientific.net/AMM.143-144.567.
- [37] F. Rastrello, P. Placidi, and A. Scorzoni, "A System for the Dynamic Control and Thermal Characterization of Ultra Low Power Gas Sensors," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 60, no. 5, pp. 1876–1883, 2011, doi: 10.1109/TIM.2010.2089130.
- [38] E. Brauns, E. Morsbach, S. Kunz, M. Baeumer, and W. Lang, "Temperature modulation of a catalytic gas sensor," *Sensors*, vol. 14, no. 11, pp. 20372–20381, 2014.
- [39] A. Far, B. Guo, F. Flitti, and A. Bermak, "Temperature modulation for tin-oxide gas sensors," in *4th IEEE International Symposium on Electronic Design, Test and Applications (delta 2008)*, 2008, pp. 378–381.
- [40] M. Leidinger, T. Sauerwald, T. Conrad, W. Reimringer, G. Ventura, and A. Schütze, "Selective detection of hazardous indoor VOCs using metal oxide gas sensors," *Procedia Eng.*, vol. 87, pp. 1449–1452, 2014.
- [41] V. Khorramshahi, J. Karamdel, and R. Yousefi, "Acetic acid sensing of Mg-doped ZnO thin films fabricated by the sol-gel method," *J. Mater. Sci. Mater. Electron.*, vol. 29, no. 17, pp. 14679–14688, 2018, doi: 10.1007/s10854-018-9604-0.
- [42] V. Khorramshahi, J. Karamdel, and R. Yousefi, "High acetic acid sensing performance of Mg-doped ZnO/rGO nanocomposites," *Ceram. Int.*, vol. 45, no. 6, pp. 7034–7043, Apr. 2019, doi: 10.1016/j.ceramint.2018.12.205.
- [43] A. Boujnah, A. Boubaker, S. Pecqueur, K. Lmimouni, and A. Kalboussi, "An electronic nose using conductometric gas sensors based on P3HT doped with triflates for gas detection using computational techniques (PCA, LDA, and kNN)," *J. Mater. Sci. Mater. Electron.*, vol. 33, no. 36, pp. 27132–27146, 2022.
- [44] M. Abbatangelo, E. Núñez-Carmona, V. Sberveglieri, E. Comini, and G. Sberveglieri, "k-NN and k-NN-ANN combined classifier to assess mox gas sensors performances affected by drift caused by early life aging," *Chemosensors*, vol. 8, no. 1, p. 6, 2020.
- [45] M. Ismail and S. A. D. Prasetyowati, "Classification Of Alcohol Type Using Gas Sensor And K-Nearest Neighbor," *J. Nas. Tek. Elektro*, pp. 59–64, 2022.
- [46] W. Xia, T. Song, Z. Yan, K. Song, D. Chen, and Y. Chen, "A Method for Recognition of Mixed Gas Composition Based on PCA and KNN," in *2021 19th International Conference on Optical Communications and Networks (ICOCN)*, 2021, pp. 1–3.

