

Detecting the adulteration of Arabica coffee from Robusta using electronic nose and artificial intelligence

S. Azari¹, E. Mirzaee- Ghaleh*², H. Rabbani² and H. Karami³

1. M.Sc. student, Mechanical Engineering of Biosystems Department, Faculty of Agriculture, Razi University, Kermanshah, Iran.
2. Associate Professor, Mechanical Engineering of Biosystems Department, Faculty of Agriculture, Razi University, Kermanshah, Iran.
3. Postdoctoral Researcher, Department of Signal and Information Processing for Sensing Systems, Institute for Bioengineering of Catalonia (IBEC), Spain.

Received: 28 May 2024

Accepted: 10 July 2024

*Corresponding Author: e.mirzaee@razi.ac.ir

Abstract

Introduction: Coffee is a common drink which is obtained from the roasted and ground beans of the coffee plant. Coffee beverages are widely consumed as a stimulant, a property largely attributed to the presence of caffeine, which is the most active pharmaceutical ingredient consumed worldwide. When the fruit of the coffee plant ripens, the coffee beans are harvested, processed, and finally dried. The dried coffee beans are roasted to different degrees and graded depending on the desired aroma and taste. It is very important to detect natural and unnatural impurities and adulteration in coffee.

Materials and Methods: An odor machine system based on eight MOS sensors was used to investigate the effect of bread storage time based on odor characteristics. The designed system includes a data acquisition system, sensors, sensor shield, sample container, power supply, connections, electric valves, air pump, and air filter. The sensor array consisted of eight MOS sensors, including MQ136, TGS822, MQ9, MQ3, TGS813, TG2620, TG2602, and MQ135, each reacting to specific volatile compounds. These sensors are widely used in olfactory machines because of their high chemical stability, high durability, low response to moisture, and affordable prices. They are the most commonly used sensors in electronic nose systems. Sensors are the main components of an electronic nose system; therefore, it is necessary to select sensors have ability to detect differences among samples. In this research, the use of electronic nose technology and artificial intelligence was evaluated to detect common adulteration in Arabica coffee (Medium Dark). Robusta coffee samples with weight percentages of 10, 20, 30, 40, and 50% were used for experiments and adulteration. An electronic nose equipped with eight metal oxide sensors was used to carry out experiments related to odor. The data received from eight sensors was first recorded and stored as raw data. In this research, the fractional method was used to normalize the data. Preprocessed data were used as the input matrix for multivariate analytical methods. The unsupervised multivariate principal component analysis (PCA) method was used to analyze the



data. The LDA method was used to reduce classification differences and expand the differences between different groups. The artificial neural networks (ANN) method was used for classification. All calculations and analyses were done using Excel 2016, Unscrambler x10.4, and MATLAB software. Model evaluation criteria were used to evaluate the algorithm performance in supervised learning. To analyze the system's performance, common criteria including Specificity, Recall, Precision, Accuracy, Area Under the Curve (AUC), and F-score were used.

Results and Discussion: The results of PCA showed that 87% of the total variance of the data was explained by PC1, and 8% by PC2, and the two main components constituted 95% of the total variance of the normalized data. Based on the results, pure Robusta coffee (B) was located on the right side of the PCA diagram and completely separate from other levels of adulteration. Also, pure Arabica coffee (A) was placed in the vicinity of counterfeit samples, and all counterfeit samples showed the same behavior as Arabica coffee, which is very difficult to distinguish. The loading diagram was examined to determine the role of sensors in separating the groups. Based on the loading diagram for coffee adulteration detection, the sensors that had the highest value on the principal component were MQ9, TGS822, and MQ136. Other sensors also showed a high correlation with the samples smell. In the other words, other sensors could be neglected. The ANN models analysis were evaluated by the correct classification rate (CCR), root mean square error (RMSE), and coefficient of determination (R^2). According to the results obtained for 7 different coffee groups, the 7-8-8 structure had the best results. This structure has 8 neurons in the input layer (number of sensors), a hidden layer with 8 neurons, and 7 neurons in the output layer (7 groups). The average values of the class obtained from the ANN model for the parameters of accuracy, precision, recall, specificity, area under the curve (AUC), and F-score were equal to 0.984, 0.952, 0.943, 0.990, 0.971, and 0.942, respectively. Also, the ANN method showed higher accuracy than the LDA method.

Conclusion: The electronic nose showed that it is a fast and effective tool for detecting adulteration substances in coffee.

Keywords: *Coffee, adulteration, e-nose, artificial intelligence*

تشخیص تقلب قهوه عربیکا از ربوستا به کمک بینی الکترونیک و هوش مصنوعی

صالح آذری^۱، اسماعیل میرزایی قلعه^{۲*}، حکمت ربانی^۲ و حامد کریمی^۳

- ۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران
 ۲- دانشیار، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران
 ۳- پژوهشگر پسا دکتری، گروه پردازش سیگنال و اطلاعات برای سیستم‌های حسگر، موسسه مهندسی زیستی کاتالونیا (IBEC)، اسپانیا

چکیده	تاریخچه مقاله
<p>قهوه نوعی نوشیدنی رایج است که از دانه‌های بوداده و آسیاب شده گیاه قهوه به دست می‌آید. هنگام رسیدن میوه گیاه قهوه، دانه‌های قهوه را برداشت، فرآوری و در نهایت خشک می‌کنند. دانه‌های قهوه‌ی خشک شده به درجات مختلف بوداده می‌شوند و بسته به عطر و طعم مورد نظر، درجه بندی می‌شود. تشخیص ناخالصی‌ها و تقلب‌های طبیعی و غیرطبیعی در قهوه از اهمیت بالایی برخوردار است. در این تحقیق استفاده از فناوری بینی الکترونیکی و هوش مصنوعی به منظور تشخیص تقلب قهوه ربوستا در قهوه نوع عربیکا (<i>Medium Dark</i>) مورد ارزیابی قرار گرفت. جهت انجام آزمایش‌ها و تقلب از نمونه قهوه ربوستا با درصد‌های وزنی ۱۰، ۲۰، ۳۰، ۴۰ و ۵۰ درصد به صورت محلول استفاده شد. برای انجام آزمایش‌های مرتبط با بویایی از بینی الکترونیکی مجهز به هشت حسگر اکسید فلزی استفاده شد. برای تجزیه و تحلیل داده‌ها، از روش‌های هوش مصنوعی شامل تحلیل‌های PCA و ANN استفاده شد. نتایج PCA نشان داد که ۸۷٪ از کل واریانس داده‌ها توسط PC1 و ۸٪ با PC2 توضیح داده شده‌اند و دو مؤلفه اصلی بیان شده، ۹۵٪ از واریانس کل داده‌های نرمال شده را تشکیل می‌دهند. همچنین روش ANN نسبت به روش LDA دقت بالاتری را نشان داد. بینی الکترونیکی نشان داد که ابزاری سریع و مؤثر برای تشخیص مواد تقلبی در قهوه است.</p>	<p>دریافت: ۱۴۰۳/۰۳/۰۸ پذیرش نهایی: ۱۴۰۳/۰۴/۲۰</p> <p>کلمات کلیدی: قهوه، تقلب، ماشین بویایی، هوش مصنوعی</p> <p>* عهده دار مکاتبات Email: e.mirzaee@razi.ac.ir</p>

مقدمه

نوشیدنی‌های قهوه به طور گسترده‌ای به عنوان یک محرک به کار گرفته می‌شوند، خاصیتی که عمدتاً به وجود کافئین نسبت داده می‌شود که بیشترین ماده فعال دارویی مصرفی در سراسر جهان است. قهوه حاوی تعداد زیادی مواد فعال زیستی مانند پلی فنل‌ها و اسیدهای فنولیک است که منبع اصلی اسیدهای کافئیک و کلروژنیک بوده و ظرفیت آنتی‌اکسیدانی بالایی را فراهم می‌کند (۱). قهوه یکی از با ارزش‌ترین محصولات اساسی بوده و دومین کالای اصلی بعد از نفت می‌باشد (۲). امروزه قهوه در بیش از ۶۰ کشور جهان تولید می‌شود که برزیل، ویتنام و کلمبیا مهم‌ترین تولیدکنندگان قهوه هستند و بیش از نیمی از تولید قهوه در جهان را به خود اختصاص می‌دهند (۳). بر اساس گزارش سازمان بین‌المللی قهوه (ICO)، تولید جهانی قهوه در سال ۲۰۲۱-۲۰۲۰ نزدیک به ۱۷۲ میلیون کیسه به دست آمد. جنس *Coffea* بیش از ۸۰ گونه دارد که قهوه عربیکا^۲ و قهوه ربوستا^۳ شناخته شده‌ترین و متداول‌ترین آن‌ها در سراسر جهان هستند. ویژگی‌های حسی به‌خصوص طعم و عطر یکی از مهم‌ترین عواملی است که انتخاب مصرف قهوه را تعیین می‌کند. به صورت کلی یکی از جذاب‌ترین ویژگی‌های قهوه رایحه آن است. این ویژگی به دلیل ترکیبات فرار آن است. ساختار این ترکیبات بیشتر از اسیدهای چرب، ایزوپرنوئیدها، فیل پروپانوئیدها و اسیدهای آمینه مشتق شده است (۴). اهمیت اقتصادی قهوه به وضوح نشان می‌دهد که مطالعات مربوط به ترکیب، ارزیابی کیفیت و کشف تقلب آن از اهمیت بالایی برخوردار است (۵). بر اساس بررسی منابع، رایج‌ترین موارد تقلب قهوه مربوط به مخلوط‌های عربیکا و ربوستا است (۴، ۶).

شیوه‌های تقلب در قهوه شامل افزودن مواد دیگری مانند پوسته و ساقه قهوه، ذرت، آرد گندم، شکر قهوه‌ای یا دانه سویا به مخلوط قهوه و موارد مشابه می‌باشد (۷). در سال‌های

اخیر تحقیقات مختلفی در خصوص کیفیت قهوه انجام شده است. در تحقیقاتی مشخصات ترکیبات فرار قهوه سبز مورد مطالعه قرار گرفته است (۸-۱۱). نونز و همکاران^۴ (۱۲)، برای احراز هویت مبدا، تنوع و درجه برشته شدن نمونه‌های قهوه از روش UV-HPLC استفاده کردند. همچنین تمایز بین گونه‌های عربیکا و ربوستا (۱۳، ۱۴)، تمایز بین قهوه‌های با کیفیت بالا و پایین (۱۵) و تمایز بین نمونه‌های قهوه خالص و تقلبی (۱۶، ۱۷) مورد بررسی قرار گرفته است. اگرچه روش‌های به کار رفته مانند کروماتوگرافی گازی، طیف سنجی جرمی، کروماتوگرافی مایع با کارایی بالا، کروماتوگرافی تبادل آنیونی با کارایی بالا و موارد مشابه برای تشخیص تقلب موثر است، اما زمان بر، پرهزینه، پرمزحمت هستند.

ماشین بویایی یا بینی الکترونیکی از جمله روش‌های مناسب، کارآمد و ارزان برای درجه‌بندی ترکیبات معطر مختلف است. سامانه ماشین بویایی با حسگرهای هوشمندی که دارد به نوعی کار سامانه بویایی انسان را شبیه سازی می‌کند و بدین ترتیب گازهای فراری که از محصولات غذایی متصاعد می‌شود را به اصطلاح بو می‌کند (۱۸). سامانه بویایی متشکل از آرایه‌ای از حسگرها می‌باشد که در واقع یک کمیت شیمیایی را به یک کمیت الکتریکی تبدیل می‌کند. در سال‌های اخیر تحقیقات زیادی در زمینه استفاده از دستگاه‌های بینی الکترونیکی در زمینه‌های مختلف مطالعاتی انجام شده است. بینی الکترونیکی برای تشخیص تقلب و ارزیابی سریع برای کنترل کیفیت اسانس‌ها (۱۹-۲۱)، استفاده در صنعت غذا (۲۲، ۲۳)، استفاده در صنعت نوشیدنی‌ها (۲، ۲۴-۲۶)، حوزه کشاورزی (۲۷-۳۰)، مورد استفاده قرار گرفته است.

بر اساس بررسی منابع و با توجه به اهمیت موضوع تقلب در قهوه، ارائه یک روش ساده و ارزان قیمت به منظور تشخیص تقلب در قهوه ضروری است. در این پژوهش، کاربرد یک روش آزمایشگاهی سریع مبتنی بر بویایی ماشین

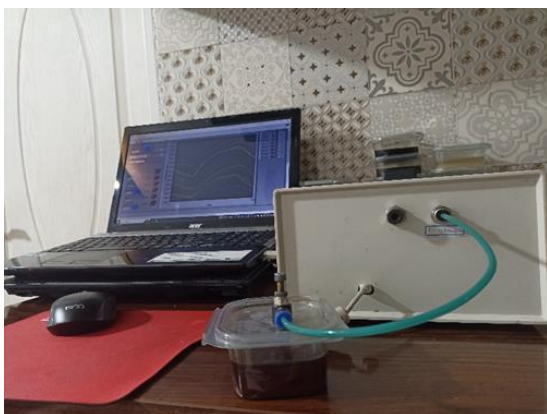
1- International Coffee Organization

2- *Coffea Arabica*. L3- *Coffea Canephora*

افزاری بود. بخش سخت‌افزاری خود شامل: سامانه تحویل داده، حسگرها، محفظه حسگرها، محفظه نمونه‌گیری، منبع تغذیه، اتصالات و لوازم جانبی، شیرهای الکتریکی، پمپ‌هوا و فیلترهوا است (۳۳). همچنین بخش نرم‌افزاری شامل نرم افزار LABVIEW نسخه ۲۰۱۴ بود. در شکل (۱)، تصویر نحوه انجام آزمایش نشان داده شده است.

مراحل کاری بین‌الکترونیک شامل تصحیح خط مبنا، تزریق بوی نمونه و پاک‌سازی حسگرها است که مدت زمان هر یک به روش سعی و خطا تعیین شد (۳۳).

در داده‌برداری از نمونه‌ها توسط ماشین بویایی در سه مرحله تصحیح خط مبنا، تزریق بوی نمونه و پاک‌سازی حسگرها انجام شد. در ابتدا نمونه در محفظه نمونه قرار گرفت و در مرحله خط مبنا ۳۰ ثانیه، هوای تمیز به منظور رساندن پاسخ آرایه حسگرها به حالت پایدار از روی حسگر عبور داده شد. در مرحله تزریق بوی نمونه ۶۰ ثانیه با ورود گاز اطراف نمونه به محفظه حسگرها تغییری در ولتاژ خروجی هر حسگر ایجاد شد. در مرحله پاک‌کردن حسگرها و محفظه، هوای تمیز شده به منظور رساندن پاسخ آرایه حسگرها به حالت پایدار از روی حسگرها عبور داده شد. همچنین در این مرحله پمپ، بوی مانده در داخل محفظه نمونه را خارج می‌کرد. این مرحله نیز ۳۰ ثانیه طول کشید. بدین ترتیب، سامانه برای نمونه بعدی آماده می‌شد (۳۴).



شکل (۱) بین‌الکترونیک مورد استفاده برای آزمایشات
Figure (1) E-nose used for the experiments

برای تشخیص قهوه ربوستا و سطوح مختلف تقلب آن در قهوه نوع عربیکا مورد ارزیابی قرار گرفت.

مواد و روش‌ها

آماده‌سازی نمونه‌ها

ابتدا دانه قهوه عربیکا (A) (Medium Dark) از شرکت معتبر داخلی خریداری شد. در این پژوهش برای تهیه نمونه‌های تقلبی از قهوه ربوستا (B) با درصد‌های وزنی ۱۰، ۲۰، ۳۰، ۴۰ و ۵۰ درصد استفاده شد (این سطوح تقلب به ترتیب با حروف G, F, E, D, C نشان داده شد). جهت انجام آزمایش‌ها، مخلوط‌های آماده شده به میزان مورد نیاز در ظرف‌های سر بسته و در دمای آزمایشگاه نگهداری شدند. قبل از انجام آزمایش‌های مربوط به بویایی، ۱۰ گرم از مخلوط هر نمونه داخل ۱۰۰ میلی لیتر آب در حال جوش اضافه شده و به مدت ۲ دقیقه در حال جوش نگهداری شد. سپس یک دقیقه در حالت سکون و دور از حرارت نگهداری شد تا ذرات ته نشین شود و نهایتاً مایع رویی جهت انجام آزمایش بویایی مورد استفاده قرار گرفت (۳۱). برای توزین نمونه‌ها از ترازوی دیجیتال با دقت خطای ۰/۰۱ استفاده شد. کلیه آزمایش‌ها در ۱۵ تکرار انجام گرفت.

سامانه ماشین بویایی

ماشین بویایی (بین‌الکترونیک) با شبیه‌سازی حس بویایی انسان، تشخیص و درک بوهای پیچیده را با استفاده از آرایه‌ای از حسگرهای شیمیایی انجام می‌دهد. یکی از متداول‌ترین حسگرهای مورد استفاده در سامانه ماشین بویایی، حسگرهای نیمه هادی اکسید فلزی هستند. این حسگرها از حساسیت و پایداری شیمیایی بالایی برخوردار بوده و کم هزینه می‌باشند و قادرند یک کمیت شیمیایی را به یک سیگنال الکتریکی تبدیل کنند (۵).

سامانه ماشین بویایی مورد استفاده دارای ۸ حسگر نیمه هادی اکسید فلزی بود (جدول ۱) که هر کدام به ترکیبات خاصی از مواد فرار در نمونه‌ها واکنش نشان می‌دهد (۳۲). سامانه طراحی شده دارای دو بخش سخت‌افزاری و نرم

جدول (۱) حسگرهای استفاده شده در سامانه بینی الکترونیک و مشخصات آن ها

Table (1) The sensors used in the electronic nose system and their characteristics

نوع سنسور Sensor type	گازهای رایج شناسایی شده Common gases detected	محدوده تشخیص Detection range (ppm)
MQ3	الکل Alcohol	10-300
TGS822	حلال های آلی Organic solvents	50-5000
MQ-136	دی اکسید گوگرد Sulfur dioxide (SO ₂)	1-200
MQ-9	مناوکسید کربن، گازهای قابل احتراق CO, combustible gases	10-10000
TGS813	متان، پروپان، بوتان CH ₄ , C ₃ H ₈ , C ₄ H ₁₀	500-10000
MQ135	آمونیاک، بنزن، سولفیدها Ammonia, benzene, sulfides	10-10000
TGS2602	سولفید هیدروژن، سولفیدها، آمونیاک، تولوئن H ₂ S, sulfides, ammonia, toluene	1-30
TGS2620	الکل، حلال های آلی Alcohol, organic solvents	50-5000

سرپرست تحلیل مؤلفه‌های اصلی^۱ (PCA) به منظور تحلیل داده‌ها استفاده شد. برای طبقه‌بندی از روش شبکه های عصبی مصنوعی^۲ (ANN) استفاده شد. تمام محاسبات و تحلیل‌ها با استفاده از نرم افزارهای Excel 2016، Unscrambler x10.4 و MATLAB انجام گرفت. معیارهای ارزیابی مدل برای ارزیابی عملکرد الگوریتم در یادگیری تحت نظارت استفاده می‌شود. برای تجزیه و تحلیل عملکرد سیستم از معیارهای متداول شامل Precision، Recall، Specificity، Accuracy، سطح زیر منحنی (AUC) و نمره F استفاده شد. یک ماتریس سردرگمی پارامترهای مثبت واقعی (TP)، مثبت کاذب (FP)، منفی واقعی (TN) و منفی کاذب (FN) را برای محاسبه معیارها استفاده می‌کند. پارامترهای زیر به عنوان معیار تشخیص در نظر گرفته شدند (۲۸):

پیش پردازش و تحلیل داده‌ها

داده‌های دریافتی از ۸ حسگر ابتدا به عنوان داده‌های خام ثبت و ذخیره شد. در این پژوهش از روش کسری برای برای نرمال سازی داده ها استفاده شد. روش کسری در رابطه (۱) علاوه بر تصحیح خط مبنا داده ها را نیز نرمال می‌کند و به‌طور گسترده در حسگرهای نیمه هادی اکسید فلزی استفاده می‌شود (۳۵):

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

که در این رابطه $Y_s(t)$ پاسخ پیش پردازش شده، $X_s(t)$ پاسخ حسگری و $X_s(0)$ خط مبنا (کوچک‌ترین پاسخ حسگر است. نتیجه رابطه ۱ ($Y_s(t)$) می‌تواند پاسخ حسگرهایی را که ذاتا سطح پاسخی بالا یا پایین دارند را جبران کند (۳۶). داده‌های پیش پردازش شده به‌عنوان ماتریس ورودی برای روش‌های تحلیلی چند متغیره مورد استفاده قرار گرفت. روش چند متغیره بدون

1- Principal Component Analysis (PCA)

2- Artificial Neural Networks (ANN)

در نمودار لودینگ (شکل ۳)، نقش هر حسگر برای هر مؤلفه اصلی مشخص است. در این نمودار که شامل دو دایره است، دایره داخلی ۵۰ درصد و دایره بیرونی ۱۰۰ درصد از کل تغییرات (واریانس) داده‌ها را نشان می‌دهد. هر چه ضریب لودینگ یک حسگر بیشتر باشد، یعنی به دایره بیرونی نزدیک‌تر باشد، نقش حسگر در تشخیص و طبقه‌بندی بیشتر می‌شود. بنابراین حسگرهایی که در دایره‌های بزرگ قرار دارند نقش عمده‌ای در طبقه‌بندی داده‌ها دارند (۳۷). نمودار لودینگ به منظور تعیین نقش حسگرها در جداسازی گروه‌ها بررسی شد. براساس نمودار لودینگ برای تشخیص تقلبات قهوه (شکل ۲)، حسگرهای که بیشترین مقدار بر روی مولفه اصلی داشتند عبارتند از MQ9، TGS822، MQ136 و TGS2620. کاربرد اصلی این حسگرها به ترتیب برای تشخیص گازهای احتراق پذیر، بخار حلالهای آلی، دی اکسید سولفور و الکل می‌باشد. سایر حسگرها هم همبستگی بالایی را نسبت به بوی نمونه‌ها از خود نشان دادند. هر چه مقدار لودینگ حسگری روی یک مؤلفه اصلی بزرگ‌تر باشد، بیان‌گر نقش بیشتر آن حسگر در تشخیص و تمایز میان نمونه‌های قهوه است. بنابراین می‌توان با حذف حسگر یا حسگرهایی که کم‌ترین سهم را در تشخیص تمایز بین گروه‌ها دارند، علاوه بر کاستن از هزینه‌ی ساخت آرایه حسگری از پیچیدگی فرآیند تحلیل داده را نیز کاهش داد (۳۹).

میانگین داده‌های هر طبقه تقلب با قهوه ربوستا که به بهترین نحو کل داده‌ها را منعکس می‌کردند، به عنوان داده‌های ویژگی انتخاب شدند و به صورت نمودار راداری در شکل (۴) نشان داده شده‌اند. همان‌طور که مشخص است شدت پاسخ حسگرها به بوی قهوه ربوستای خالص (B) بسیار بیشتر از سایر سطوح تقلب و سطح خالص قهوه عربیکا (A) می‌باشد. قهوه حاوی بیش از ۲۰۰۰ ماده مختلف است که مهمترین آنها هیدروکربن‌ها، آلکالوئیدها (کافئین، تئوفیلین، تریگونلین)، الکل‌ها

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (۲)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (۲)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (۴)$$

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP} \quad (۵)$$

$$\text{AUC} = \frac{\text{Sensitivity} + \text{Precision}}{2} \quad (۶)$$

$$F = \frac{2 \times PR}{P + R} \quad (۷)$$

نتایج و بحث

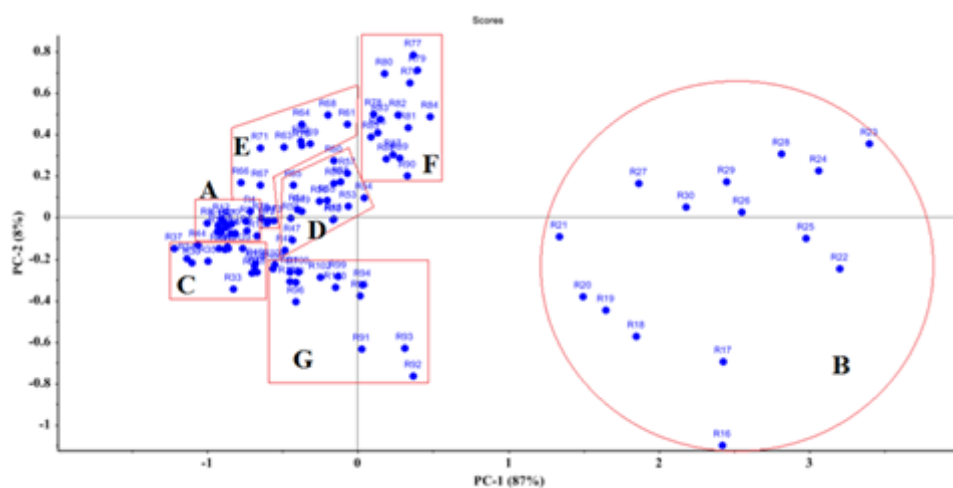
نتایج تحلیل مولفه PCA

مقادیر پاسخ پایدار حسگرها به بوی نمونه‌های مختلف تقلب با قهوه ربوستا پس از نرمال‌سازی برای تحلیل PCA استفاده شد. در شکل (۲)، نرخ مشارکت مولفه‌های اصلی PC1 و PC2 به ترتیب ۸۷ و ۸ درصد از کل واریانس را نشان می‌دهند و واریانس کل نمونه‌ها برابر ۹۵ درصد بود. همان‌طور که مشخص است قهوه ربوستا (B) در سمت راست نمودار PCA و به صورت کاملاً مجزا نسبت به سایر سطوح تقلب قرار گرفته شده است. همچنین قهوه عربیکای خالص (A) در مجاورت نمونه‌های تقلبی قرار گرفته است که تمامی نمونه‌های تقلبی رفتار مشابه‌ای را مانند قهوه عربیکا از خود نشان دادند که تمایز آن‌ها بسیار دشوار است. در تحقیقی از یک بینی الکترونیکی برای ارزیابی فرآیند برشته کردن قهوه استفاده شد. این بینی الکترونیکی شامل هشت سنسور گاز MOS بود که برای شناسایی ترکیبات آروماتیک طراحی شده بودند. طبق نتایج به دست آمده آنالیز مولفه‌های اصلی با دو مولفه اصلی دقت ۹۹/۴۴ درصد داشت و نشان داد که قهوه رست ایتالیایی از نظر شدت انتشار ترکیبات آروماتیک بیشترین شدت را داشت که انتظار مصرف‌کننده را برآورده می‌کند. آنها اشاره کردند که استفاده از بینی الکترونیکی برای ارزیابی فرآیند برشته کردن قهوه به عنوان ابزاری برای تعیین شدت عطر در زمان واقعی می‌تواند ابزاری ارزشمند باشد. (۳۸).

آذری و همکاران: تشخیص تقلب قهوه عربیکا از...

MQ136 محدوده تشخیص ۱ تا ۲۰۰ پی پی ام دارد و کاربرد اصلی آن برای تشخیص دی اکسید سولفور می باشد. در نهایت حسگر TGS2620 محدوده تشخیص ۵۰ تا ۵۰۰۰ پی پی ام دارد و کاربرد اصلی آن برای تشخیص الکل و بخار حلال های آلی می باشد. همانطور که در بالا اشاره شد الکل جز ترکیبات مهم قهوه می باشد. و این نتایج نشان می دهد بینی الکترونیک نسبت به ترکیبات اصلی قهوه پاسخ مناسبی داشته است. و پیشنهاد می شود برای برجسته شدن نقش نسبی حسگرها به ترکیبات فرار قهوه آزمایش GC-MS در تحقیقات بعدی انجام شود تا اعتبار نتایج افزایش یابد.

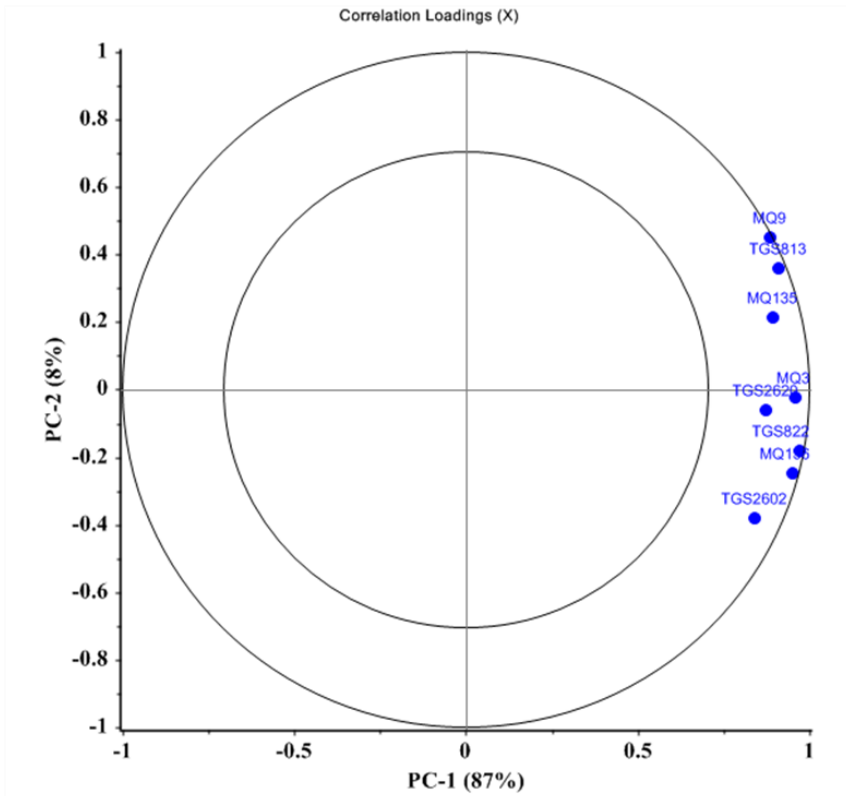
(کوبینیک اسید، استوئین)، آلدهیدها، کتونها (استوئین)، اسیدها و استرها می توان اشاره کرد (۶). بیشترین پاسخ حسگرها در تمامی گروه های قهوه روبستا با سطوح مختلف آن در قهوه عربیکای خالص مربوط به حسگرهای MQ9، TGS822، MQ136 و TGS2620 می باشد. حسگر TGS822 محدوده تشخیص ۵۰-۵۰۰۰ پی پی ام دارد و کاربرد اصلی آن برای تشخیص بخار حلالهای آلی می باشد. و این حسگر برای تشخیص حلال های هیدروکربنی مورد استفاده قرار می گیرد. طبق منابع بررسی شده هیدروکربن یکی از مهمترین ترکیبات قهوه می باشد. همچنین حسگر MQ9 محدوده تشخیص ۱۰ تا ۱۰۰۰ پی پی ام دارد و کاربرد اصلی آن برای تشخیص مونواکسید کربن و گازهای احتراق پذیر می باشد. حسگر



شکل (۲) نمودار PCA برای سطوح مختلف قهوه روبستا در قهوه عربیکای خالص. قهوه عربیکا (A)، قهوه روبستا (B)، ۱۰٪ روبستا ۹۰٪ عربیکا (C)، ۲۰٪ روبستا ۸۰٪ عربیکا (D)، ۳۰٪ روبستا ۷۰٪ عربیکا (E)، ۴۰٪ روبستا ۶۰٪ عربیکا (F)، ۵۰٪ روبستا ۵۰٪ عربیکا (G)

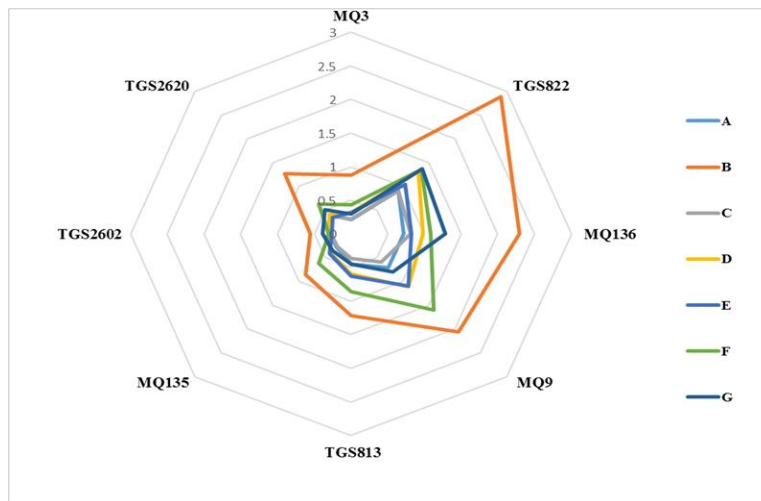
(PC-۱: مولفه اصلی اول و PC-۲: مولفه اصلی دوم)

Figure (2) PCA plot for different levels of Robusta in pure Arabica coffee. Arabica coffee (A), Robusta coffee (B), 10% Robusta 90% Arabica (C), 20% Robusta 80% Arabica (D), 30% Robusta 70% Arabica (E), 40% Robusta 60% Arabica (F), 50% Robusta 50% Arabica (G)
(PC-1: First principal component and PC-2: Second principal component)



شکل (۳) نمودار لودینگ قهوه روبستا با سطوح مختلف تقلب در قهوه عربیکای خالص (PC-۱: مولفه اصلی اول و PC-۲: مولفه اصلی دوم)

Figure (3) loading diagram of Robusta coffee with different levels of adulteration in pure Arabica coffee (PC-1: First principal component and PC-2: Second principal component)



شکل (۴) نمودار رادار مربوط به تقلبات قهوه روبستا با سطوح مختلف آن در قهوه عربیکای خالص. قهوه عربیکا (A)، قهوه روبستا (B)، ۱۰٪ روبستا ۹۰٪ عربیکا (C)، ۲۰٪ روبستا ۸۰٪ عربیکا (D)، ۳۰٪ روبستا ۷۰٪ عربیکا (E)، ۴۰٪ روبستا ۶۰٪ عربیکا (F)، ۵۰٪ روبستا ۵۰٪ عربیکا (G)

Figure (4) Radar chart related to adulteration of Robusta coffee with its different levels in pure Arabica coffee. Arabica coffee (A), Robusta coffee (B), 10% Robusta 90% Arabica (C), 20% Robusta 80% Arabica (D), 30% Robusta 70% Arabica (E), 40% Robusta 60% Arabica (F), 50% Robusta 50% Arabica (G)

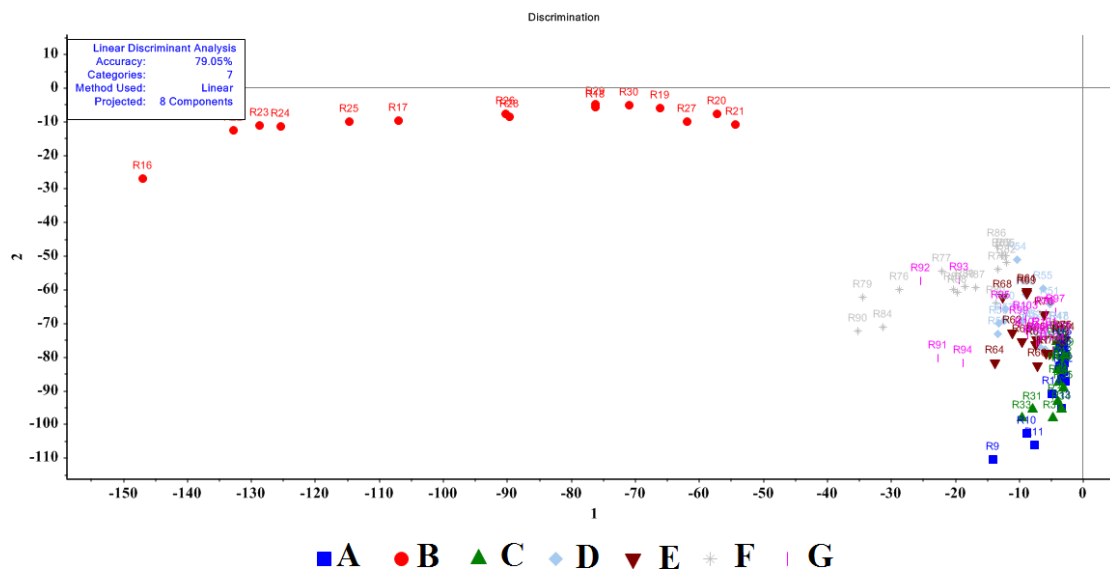
نمونه قهوه تجاری با شدت های مختلف استفاده شد. با استفاده از داده های e-nose، دو مدل یادگیری ماشین مبتنی بر شبکه های عصبی مصنوعی توسعه داده شد. مشخص شد که می توان شدت قهوه ها را با دقت بالا تخمین زد. بنابراین مدل آن ها دقت ۸۹ درصدی داشت و رایحه های خاصی را با ضریب همبستگی بالا نیز پیش بینی می کرد ($R = 0.99$).

بروزوسکی و همکاران^۱ (۴۰) برای تمایز بین نمونه های قهوه خالص و نمونه های تقلبی که در آن قهوه با جو بو داده یا ریشه کاسنی بوداده مخلوط شده بود از یک دماغه الکترونیکی با ۶ حسگر گاز اکسید فلزی استفاده کردند. نتایج نشان داد که دماغه الکترونیکی دیفرانسیل می تواند به طور موثری بین قهوه خالص و نمونه های تقلبی تمایز قائل شود، حتی زمانی که درصد تقلب به ۱۰ درصد می رسد.

نتایج روش تجزیه و تحلیل تفکیک خطی (LDA)

بر اساس پاسخ های حسگرهای e-nose، از روش LDA برای کاهش تفاوت های طبقه بندی و گسترش تفاوت های بین گروه های مختلف در این مطالعه استفاده شد. مطابق با نتایج به دست آمده از روش LDA شکل (۵) دقت طبقه بندی نمونه ها برابر ۷۹/۰۵ بود. ماتریس اغتشاش طبقه بندی گروه های مختلف تقلب در قهوه عربیکا با قهوه روبستا در جدول (۲) ارائه شده است. با توجه به جدول (۲) تنها گروه B یعنی قهوه روبستای خالص به درستی طبقه بندی شده است و بین سایر گروه ها همپوشانی وجود دارد. بیشترین همپوشانی مربوط به گروه قهوه عربیکای خالص (A) می باشد، که تنها ۶ نمونه به درستی تشخیص داده شده است. بیشترین درصد همپوشانی مربوط با قهوه عربیکا با نمونه ۱۰ درصد تقلب با قهوه روبستا (C) می باشد. که این نشان می دهد در این سطح تقلب عملاً تشخیص بسیار دشوار بوده و سودجویان برای کسب سود بیشتر می توانند این تقلب را با خیال راحت انجام دهند. پارامترهای عملکردی روش LDA در طبقه بندی گروه های مختلف تقلب در قهوه عربیکا در جدول (۳) آورده شده است. ماتریس اغتشاش برای محاسبه پارامترهای عملکردی مدل های تشخیص استفاده می شود. برای هر کلاس، داده های مورب اصلی TP، جمع دیگر داده های مورب اصلی TN، مجموع داده های موجود در ستون مربوطه FP و جمع داده های مربوط به سطر مربوطه FN است.

مطابق جدول ۳، مقادیر میانگین کلاس حاصل از مدل LDA برای پارامترهای دقت (Accuracy)، صحت (Precision)، یادآوری (Recall)، اختصاص بودن (Specificity)، سطح زیر منحنی (AUC)، نمره (F) به ترتیب برابر ۰/۹۴۰، ۰/۸۲۶، ۰/۷۹۰، ۰/۹۶۵، ۰/۸۹۶ و ۰/۷۹۰ به دست آمد. گونزالس ویجو و تانگسون (۱۱)، مطالعه ای را با هدف تخمین شدت و عطر قهوه با استفاده از یک دماغه الکترونیکی کم هزینه و قابل حمل و مدل سازی یادگیری ماشین انجام داد. برای این مطالعه، ۹



شکل (۵) نمودار طبقه بندی LDA مربوط به تقلبات قهوه روبوستا با سطوح مختلف آن در قهوه عربیکای خالص. قهوه عربیکا (A)، قهوه روبوستا (B)، ۱۰٪ روبوستا ۹۰٪ عربیکا (C)، ۲۰٪ روبوستا ۸۰٪ عربیکا (D)، ۳۰٪ روبوستا ۷۰٪ عربیکا (E)، ۴۰٪ روبوستا ۶۰٪ عربیکا (F)، ۵۰٪ روبوستا ۵۰٪ عربیکا (G)

Figure (5) LDA classification diagram of Robusta coffee adulterations with different levels in pure Arabica coffee. Arabica coffee (A), Robusta coffee (B), 10% Robusta 90% Arabica (C), 20% Robusta 80% Arabica (D), 30% Robusta 70% Arabica (E), 40% Robusta 60% Arabica (F), 50% Robusta 50% Arabica (G)

جدول (۲) ماتریس اغتشاش حاصل از تحلیل مدل LDA

Table (2) The confusion matrix resulting from LDA model analysis

	A	B	C	D	E	F	G
A	6	0	1	0	2	0	0
B	0	15	0	0	0	0	0
C	8	0	14	2	2	0	2
D	0	0	0	12	0	1	0
E	1	0	0	1	9	0	0
F	0	0	0	0	2	14	0
G	0	0	0	0	0	0	13

جدول (۳) پارامترهای عملکردی حاصل از مدل LDA

Table (3) The functional parameters obtained from the LDA model

	صحت Accuracy	دقت Precision	یادآوری Recall	اختصاص بودن Specificity	سطح زیر منحنی AUC	نمره F Score
A	0.886	0.667	0.400	0.967	0.817	0.500
B	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
C	0.857	0.500	0.933	0.844	0.672	0.651
D	0.962	0.923	0.800	0.989	0.956	0.857
E	0.924	0.818	0.600	0.978	0.898	0.692
F	0.971	0.875	0.933	0.978	0.926	0.903
G	0.981	1.000	0.867	1.000	1.000	0.929
میانگین کلاس ها	0.940	0.826	0.790	0.965	0.896	0.790
Average per class						

نسبت به روش LDA ارئه می‌دهد و می‌تواند به راحتی سطوح تقلب ۱۰ درصد از قهوه عربیکای خالص را نیز تشخیص دهد. با استفاده از تحلیل‌های ANN و PCA، گوجه سالم از معیوب را با دقت ۹۵٪ طبقه‌بندی کردند. در تحقیقی سامانه بینی الکترونیک برای تشخیص سریع و طبقه‌بندی آفات مرکبات استفاده شد (۴۱). در پژوهشی از سامانه ماشین بویایی جهت طبقه‌بندی محصول مرزه بر اساس میزان کود اوره مصرفی استفاده شد. نتایج نشان داد که روش ANN در طبقه‌بندی نمونه‌ها دارای دقت ۱۰۰ درصد بود (۴۲). همچنین زورپیکر و همکاران^۳ (۴۳)، از یک بینی الکترونیک و با دقت بالایی برای تشخیص کیفیت اسانس نعناع بر اساس سنین مختلف رشد و روش‌های مختلف خشک کردن استفاده کردند. آن‌ها اظهار داشتند که بینی الکترونیک ابزار مطمئن و سریع برای شناسایی کیفیت اسانس‌های گیاهی است. همچنین در تحقیقی دیگر تشخیص واریته‌های مختلف نیشکر در شربت نیشکر با استفاده از بینی الکترونیک مورد بررسی قرار گرفت. محققان از روش‌های PCA، LDA و ANN برای تشخیص ۴ واریته مطرح مورد استفاده قرار دادند. نتایج آنها نشان داد که هر سه روش دقت بالایی در کلاس‌بندی ارقام دارند. به طوری که برای تشخیص واریته‌های نیشکر دقت طبقه‌بندی آنها به ترتیب ۹۸/۳۳، ۹۷ و ۹۶/۷ درصد گزارش شد (۴۴). همچنین محققین در پژوهشی دیگر از بینی الکترونیک برای تعیین میزان ساکارز (خالص) در شربت نیشکر را مورد بررسی قرار دادند. آنها از روش‌های حداقل مربعات جزئی، رگرسیون مؤلفه اصلی، رگرسیون خطی چندگانه و شبکه عصبی مصنوعی برای ارزیابی همبستگی بین سیگنال‌های به‌دست‌آمده از آرایه حسگر و نتایج آنالیز شیمیایی درصد خلوص (PTY) و شکر تصفیه شده (RS) استفاده شد. همه مدل‌ها عملکرد پیش‌بینی خوبی نسبت به مقادیر PTY و RS نشان دادند. همچنین نتایج نشان داد که مدل

نتایج تجزیه و تحلیل روش شبکه‌های عصبی مصنوعی

نتایج حاصل از تحلیل شبکه‌های عصبی مصنوعی در جدول (۴) آورده شده است. این مدل‌ها به وسیله درصد تشخیص صحیح (CCR^1)، میانگین مجذور مربع خطا ($RMSE^2$) و ضریب تعیین (R^2) ارزیابی شدند. با توجه به نتایج به‌دست آمده برای ۷ گروه مختلف قهوه، ساختار ۷-۸-۸ بهترین نتیجه را داشت. این ساختار دارای ۸ نرون در لایه ورودی (تعداد حسگرها)، یک لایه مخفی با ۸ نرون و ۷ نرون در لایه خروجی (۷ گروه) می‌باشد. به طوری که مقادیر R^2 برای Train و Test به ترتیب برابر ۰/۹۶۸ و ۰/۹۰۱ بود و مقدار RMSE برای Train و Test نیز به ترتیب برابر ۰/۰۵۱ و ۰/۰۷۸ به‌دست آمد و مدل دارای دقت تشخیص کل برابر ۹۴/۳ درصد بود.

همچنین ماتریس اغتشاش و پارامترهای عملکردی حاصل از این مدل در شکل (۶) و جدول (۵) ارائه شده است. ردیف‌های ماتریس اغتشاش به ترتیب با خروجی شبکه پیش‌بینی شده مطابقت دارند و ستون‌ها، کلاس هدف واقعی را نشان می‌دهند. سلول‌های مورب تعداد و درصد طبقه‌بندی صحیح را توسط ANN نشان می‌دهند و سلول‌های خارج از مورب مربوط به نمونه‌های طبقه‌بندی نادرست است. با توجه به نتایج به‌دست آمده از مجموع میانگین ۱۰۵ داده قهوه، ۶ نمونه به اشتباه طبقه‌بندی شده است. روش دیگری برای ارزیابی توانایی روش مبتنی بر بینی الکترونیک برای تمایز بین قهوه عربیکای خالص از انواع تقلب‌های قهوه روبستا از طریق پارامترهای عملکردی است. مطابق جدول ۵، مقادیر میانگین کلاس حاصل از مدل ANN برای پارامترهای دقت (Accuracy)، صحت (Precision)، یادآوری (Recall)، اختصاصی بودن (Specificity)، سطح زیر منحنی (AUC)، نمره F به ترتیب برابر ۰/۹۸۴، ۰/۹۵۲، ۰/۹۴۳، ۰/۹۹۰، ۰/۹۷۱ و ۰/۹۴۲ به‌دست آمد. همان‌طور که مشخص است، روش ANN طبقه‌بندی بهتری را

1- Correct classification rate

2- Root mean square error

3- Zorpeykar et al.

ANN، با توپولوژی ۸-۱-۲ بهترین مدل برای پیش‌بینی شاخص‌های کیفیت نیشکر، با ضرایب همبستگی بالا (۰/۹۶ برای RS؛ ۰/۹۹ برای PTY)، و مقادیر نسبتاً پایین RMSE (۰/۳۳ برای RS؛ ۰/۴ برای PTY) بود (۴۵).

جدول (۴) نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی
Table (4) The results of artificial neural network

توپولوژی Topology	آموزش Train		تست Test		نرخ طبقه بندی صحیح (%) CCR(%)
	RMSE	R ²	RMSE	R ²	
8-4-7	0.377	0.858	0.196	0.795	83.8
8-5-7	0.351	0.870	0.188	0.803	84.4
8-6-7	0.212	0.877	0.180	0.811	85.0
8-7-7	0.196	0.899	0.166	0.820	86.9
8-8-7	0.051	0.968	0.078	0.901	94.3
8-9-7	0.067	0.950	0.078	0.899	92.3
8-10-7	0.075	0.938	0.114	0.898	91.1

کلاس خروجی Output Class	کلاس هدف Target Class							
	A	B	C	D	E	F	G	
A	14 13.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
B	0 0.0%	15 14.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
C	0 0.0%	0 0.0%	15 14.3%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 1.0%	93.8% 6.3%
D	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	11 10.5%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
E	1 1.0%	0 0.0%	0 0.0%	3 2.9%	15 14.3%	0 0.0%	0 0.0%	78.9% 21.1%
F	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	1 1.0%	0 0.0%	15 14.3%	0 0.0%	93.8% 6.3%
G	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	14 13.3%	100% 0.0%
	93.3% 6.7%	100% 0.0%	100% 0.0%	73.3% 26.7%	100% 0.0%	100% 0.0%	93.3% 6.7%	94.3% 5.7%

شکل (۶) ماتریس اغتشاش حاصل از مدل ANN. قهوه عربیکا (A)، قهوه روبوستا (B)، ۱۰٪ روبوستا ۹۰٪ عربیکا (C)، ۲۰٪ روبوستا ۸۰٪ عربیکا (D)، ۳۰٪ روبوستا ۷۰٪ عربیکا (E)، ۴۰٪ روبوستا ۶۰٪ عربیکا (F)، ۵۰٪ روبوستا ۵۰٪ عربیکا (G)

Figure (6) The confusion matrix resulting from ANN model. Arabica coffee (A), Robusta coffee (B), 10% Robusta 90% Arabica (C), 20% Robusta 80% Arabica (D), 30% Robusta 70% Arabica (E), 40% Robusta 60% Arabica (F), 50% Robusta 50% Arabica (G)

آذری و همکاران: تشخیص تقلب قهوه عربیکا از...

جدول (۵) پارامترهای عملکردی حاصل از مدل ANN
Table (5) The functional parameters obtained from the ANN model

	صحت	دقت	یادآوری	اختصاص بودن	سطح زیر منحنی	نمره F
	Accuracy	Precision	Recall	Specificity	AUC	F Score
A	0.990	1.000	0.933	1.000	1.000	0.966
B	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
C	0.990	0.938	1.000	0.989	0.963	0.968
D	0.962	1.000	0.733	1.000	1.000	0.846
E	0.962	0.789	1.000	0.956	0.873	0.882
F	0.990	0.938	1.000	0.989	0.963	0.968
G	0.990	1.000	0.933	1.000	1.000	0.966
میانگین کلاس ها						
Average per class	0.984	0.952	0.943	0.990	0.971	0.942

نتیجه گیری

در این پژوهش از یک سامانه بینی الکترونیک مبتنی بر ۸ حسگر نیمه هادی اکسید فلزی به منظور تشخیص سطوح مختلف تقلب قهوه روبستا در قهوه عربیکا استفاده شد. نمودار رادار و تحلیل های PCA و ANN به منظور بررسی توانایی سامانه ماشین بویایی در طبقه بندی استفاده گردید. نتایج بدست آمده از نمودار رادار، حسگر TGS822 را به عنوان بهترین حسگر در تشخیص معرفی کرد. همچنین نتایج نشان داد که مؤلفه های اصلی PC1 و PC2، ۹۵٪ از واریانس داده ها را مورد پوشش قرار داد. همچنین ماتریس اغتشاش بهترین ساختار ANN، تفکیک ۹۴/۳ درصد را نشان داد. محدودیت های این تحقیق شامل تعداد محدود حسگرها و نمونه های مورد استفاده بوده که ممکن است دقت نتایج را تحت تأثیر قرار دهد. برای تحقیقات آتی پیشنهاد می شود از سامانه هایی با تعداد حسگرهای بیشتر و نمونه های متنوع تر استفاده شود تا دقت و قابلیت اطمینان نتایج افزایش یابد. همچنین، استفاده از روش های دیگر تحلیل داده و به کارگیری الگوریتم های پیشرفته تر می تواند به بهبود نتایج کمک کند.

سپاس گذاری

از حمایت های مادی و معنوی دانشگاه رازی سپاسگزاری

می شود.

References

1. Marek, G., Dobrzański, B., Oniszczyk, T., Combrzyński, M., Ćwikła, D., and Rusinek, R. 2020. Detection and Differentiation of Volatile Compound Profiles in Roasted Coffee Arabica Beans from Different Countries Using an Electronic Nose and GC-MS. *Sensors*, 20: 2124.
2. Gancarz, M., Dobrzański, B., Malaga-Toboła, U., Tabor, S., Combrzyński, M., Ćwikła, D., Strobel, W.R., Oniszczyk, A., Karami, H., and Darvishi, Y. 2022. Impact of Coffee Bean Roasting on the Content of Pyridines Determined by Analysis of Volatile Organic Compounds. *Molecules*, 27: 1559.
3. Gonzalez Viejo, C., Tongson, E. and Fuentes S. 2021. Integrating a Low-Cost Electronic Nose and Machine Learning Modelling to Assess Coffee Aroma Profile and Intensity. *Sensors*, 21(6).
4. Buratti, S., Sinelli, N., Bertone, E., Venturello, A., Casiraghi, E., and Geobaldo, F. 2015. Discrimination between washed Arabica, natural Arabica and Robusta coffees by using near infrared spectroscopy, electronic nose and electronic tongue analysis. *J Sci Food Agric*, 95.
5. Karami, H., Kamruzzaman, M., Covington, J.A., Hassouna, M., Darvishi, Y., Ueland, M., Fuentes, S., and Gancarz, M. 2024. Advanced Evaluation Techniques: Gas Sensor Networks, Machine Learning, and Chemometrics for Fraud Detection in Plant and Animal Products. *Sensors and Actuators A: Physical*, 115192.
6. Rusinek, R., Dobrzański Jr., B., Gawrysiak-Witulska, M., Siger, A., Żytek, A., Karami, H., Umar, A., Lipa, T., and Gancarz, M. 2024. Effect of the roasting level on the content of bioactive and aromatic compounds in Arabica coffee beans. *International Agrophysics*, 38: 31-42.
7. Toci, A., Pezza, L., Farah, A., and Redigolo Pezza, H. 2016. Coffee Adulteration: More than two decades of research. *Critical Reviews in Analytical Chemistry*, 46: 106.
8. Flambeau, K.J., Lee, W.-J. and Yoon, J. 2017. Discrimination and geographical origin prediction of washed specialty Bourbon coffee from different coffee growing areas in Rwanda by using electronic nose and electronic tongue. *Food Science and biotechnology*, 26(5): 1245-1254.
9. Thazin, Y., Pobkrut, T., and Kerdcharoen, T. 2018. Prediction of acidity levels of fresh roasted coffees using e-nose and artificial neural network. 10th International Conference on Knowledge and Smart Technology (KST), IEEE.
10. Dong, W., Hu, R., Long, Y., Li, H., Zhang, Y., Zhu, K., and Chu, Z. 2019. Comparative evaluation of the volatile profiles and taste properties of roasted coffee beans as affected by drying method and detected by electronic nose, electronic tongue, and HS-SPME-GC-MS. *Food Chemistry*, 272: 723-731.
11. Gonzalez Viejo, C., Tongson, E., and Fuentes, S. 2021. Integrating a Low-Cost Electronic Nose and Machine Learning Modelling to Assess Coffee Aroma Profile and Intensity. *Sensors*, 21(6): 2016.
12. Núñez, N., Saurina, J., and Núñez, O. 2021. Non-targeted HPLC-FLD fingerprinting for the detection and quantitation of adulterated coffee samples by chemometrics. *Food Control*, 124: 107912.
13. Esteban-Díez, I., González-Sáiz, J.M., Sáenz-González, C., and Pizarro, C. 2007. Coffee varietal differentiation based on near infrared spectroscopy. *Talanta*, 71: 221-229.
14. El-Abassy, R.M., P. Donfack, and A. Materny, Discrimination between Arabica and Robusta green coffee using visible micro Raman spectroscopy and chemometric analysis. *Food Chemistry*, 2011. 126(3): 1443-1448.
15. Obeidat, S.M., Hammoudeh, A.Y., and Alomary, A.A., 2018. Application of FTIR Spectroscopy for Assessment of Green Coffee Beans According to Their Origin. *Journal of Applied Spectroscopy*, 84(6): 1051-1055.

16. Reis, N., Franca, A.S., and Oliveira, L.S. 2013. Quantitative evaluation of multiple adulterants in roasted coffee by Diffuse Reflectance Infrared Fourier Transform Spectroscopy (DRIFTS) and chemometrics. *Talanta*, 115: 563-568.
17. Ebrahimi-Najafabadi, H., Leardi, R., Oliveri, P., Chiara Casolino, M., Jalali-Heravi, M., and Lanteri, S. 2012. Detection of addition of barley to coffee using near infrared spectroscopy and chemometric techniques. *Talanta*, 99: 175-179.
18. Wilson, A.D. and Baietto, M. 2009. Applications and Advances in Electronic-Nose Technologies. *Sensors*, 9(7): 5099-5148.
19. Rasekh, M., Karami, H., Wilson, A.D., and Gancarz, M. 2021. Classification and Identification of Essential Oils from Herbs and Fruits Based on a MOS Electronic-Nose Technology. *Chemosensors*, 9: 142.
20. Rasekh, M., Karami, H., Wilson, A.D., and Gancarz, M. 2021. Performance Analysis of MAU-9 Electronic-Nose MOS Sensor Array Components and ANN Classification Methods for Discrimination of Herb and Fruit Essential Oils. *Chemosensors*, 9: 243.
21. Karami, H., Karami Chemeh, S., Azizi, V., Sharifnasab, H., Ramos, J., and Kamruzzaman, M. 2024. Gas sensor-based machine learning approaches for characterizing tarragon aroma and essential oil under various drying conditions. *Sensors and Actuators A: Physical*, 365: 114827.
22. Rasekh, M., Karami, H., Kamruzzaman, M., Azizi, V., and Gancarz, M. 2023. Impact of different drying approaches on VOCs and chemical composition of *Mentha spicata* L. essential oil: A combined analysis of GC/MS and E-nose with chemometrics methods. *Industrial Crops and Products*, 206: 117595.
23. Mohammadian, N., Ziaifar, A.M., Mirzaee-Ghaleh, E., Kashaninejad, M., and Karami, H. 2023. Nondestructive Technique for Identifying Adulteration and Additives in Lemon Juice Based on Analyzing Volatile Organic Compounds (VOCs). *Processes*, 11: 1531.
24. Rasekh, M. and Karami, H. 2021. E-nose coupled with an artificial neural network to detection of fraud in pure and industrial fruit juices. *International Journal of Food Properties*, 24(1): 592-602.
25. Rusinek, R., Dobrzański, B., Oniszczyk, A., Gawrysiak-Witulska, M., Siger, A., Karami, H., Ptaszyńska, A.A., Żytek, A., Kapela, K., and Gancarz, M. 2022. How to Identify Roast Defects in Coffee Beans Based on the Volatile Compound Profile. *Molecules*, 27: 8530.
26. Rasekh, M. and Karami, H. 2021. Application of electronic nose with chemometrics methods to the detection of juices fraud. *Journal of Food Processing and Preservation*, 45(5): e15432.
27. Tatli, S., Mirzaee-Ghaleh, E., Rabbani, H., Karami, H., and Wilson, A.D. 2022. Prediction of Residual NPK Levels in Crop Fruits by Electronic-Nose VOC Analysis following Application of Multiple Fertilizer Rates. *Applied Sciences*, 12: 11263.
28. Khorramifar, A., Rasekh, M., Karami, H., Malaga-Toboła, U., and Gancarz, M. A. 2021. Machine Learning Method for Classification and Identification of Potato Cultivars Based on the Reaction of MOS Type Sensor-Array. *Sensors*, 21: 5836.
29. Khorramifar, A., Karami, H., Wilson, A.D., Sayyah, A.H.A., Shuba, A., and Lozano, J. 2022. Grape Cultivar Identification and Classification by Machine Olfaction Analysis of Leaf Volatiles. *Chemosensors*, 10: 125.
30. Rasekh, M., Karami, H., Fuentes, S., Kaveh, M., Rusinek, R., and Gancarz, M. 2022. Preliminary study non-destructive sorting techniques for pepper (*Capsicum annum* L.) using odor parameter. *LWT*, 164: 113667.

31. Mojriani, F., Moeenfarid, M., Farhoosh, R., and Mahdavian Mehr, H. 2022. Investigation of the *Coffea Arabica* substitution with roasted date seed on physicochemical and sensory properties of coffee brew. *Iranian Food Science and Technology Research Journal*, 18: 96-112. (in Persian with English abstract)
 32. Khodamoradi, F., Mirzaee-Ghaleh, E., Dalvand, M.J., and Sharifi, R. 2021. Classification of basil plant based on the level of consumed nitrogen fertilizer using an olfactory machine. *Food Analytical Methods*, 14: 2617–2629.
 33. Ayari, F., Mirzaee-Ghaleh, E., Rabbani, H., and Heidarbeigi, K. 2018. Detection of the adulteration in pure cow ghee by electronic nose method (case study: sunflower oil and cow body fat). *International Journal of Food Properties*, 21 (1): 1670-1679.
 34. Zorpeykar, S., Mirzaee-Ghaleh, E., Karami, H., Ramedani, Z., and Wilson, A.D. 2022. Electronic Nose Analysis and Statistical Methods for Investigating Volatile Organic Compounds and Yield of Mint Essential Oils Obtained by Hydrodistillation. *Chemosensors*, 10: 486.
 35. Karami, H., Rasekh, M., and Mirzaee – Ghaleh, E. 2020. Comparison of chemometrics and AOCS official methods for predicting the shelf life of edible oil. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 206: 104165.
 36. Ayari, F., Mirzaee- Ghaleh, E., Rabbani, H., and Heidarbeigi, K. 2018. Using an E-nose machine for detection the adulteration of margarine in cow ghee. *Journal of Food Process Engineering*, 41: e12806.
 37. Karami, H., Rasekh, M., and Mirzaee-Ghaleh, E. 2020. Qualitative analysis of edible oil oxidation using an olfactory machine. *Journal of Food Measurement and Characterization*, 14(5): 2600-2610.
 38. Rusinek, R., Dobrzański Jr., B., Gawrysiak-Witulska, M., Siger, A., Żytek, A., Karami, H., Umar, A., Lipa, T., and Gancarz, M. 2024. Effect of the roasting level on the content of bioactive and aromatic compounds in *Arabica* coffee beans. *International Agrophysics*, 38: 31-42.
 39. Khorramifar, A., Rasekh, M., Karami, H., Covington, J.A., Derakhshani, S.M., Ramos, J., and Gancarz, M. 2022. Application of MOS Gas Sensors Coupled with Chemometrics Methods to Predict the Amount of Sugar and Carbohydrates in Potatoes. *Molecules*, 27: 3508.
 40. Brudzewski, K., Osowski, S., and Dwulit, A. 2012. Recognition of Coffee Using Differential Electronic Nose. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 61: 1803-1810.
 41. Karami, H., Rasekh, M., and Mirzaee-Ghaleh, E. 2021. Identification of olfactory characteristics of edible oil during storage period using metal oxide semiconductor sensor signals and ANN methods. *Journal of Food Processing and Preservation*, 45(10): e15749.
 42. Khodamoradi, F. Mirzaee-Ghaleh, E. Dalvand M.J. and Sharifi. R. 2019. Classification of savory (*Satureja hortensis* L.) based on the level of used urea fertilizer consumed using an olfactory machine. *Iranian Journal of Medicinal and Aromatic Plants*, Vol. 35(5): 789- 801. (in Persian with English abstract)
 43. Zorpeykar, S., Mirzaee-Ghaleh, E., Karami, H., Ramedani, Z., and Wilson, A. D. 2022. Electronic Nose Analysis and Statistical Methods for Investigating Volatile Organic Compounds and Yield of Mint Essential Oils Obtained by Hydrodistillation. *Chemosensors*, 10(11): 486.
 44. Adibzadeh, A., Zaki Dizaji, H., Aghili Nategh, N. 2020. Feasibility of Detecting Sugarcane Varieties by Electronic Nose Technique in Sugarcane Syrup. *Iranian Journal of Biosystems Engineering*, 51(1): 1-10. (in Persian with English abstract)
- Zaki Dizaji, H., Adibzadeh, A. & Aghili Nategh, N. 2021. Application of E-nose technique to predict sugarcane syrup quality based on purity and refined sugar percentage. *Journal of Food Science and Technology*. 58: 4149–4156.