

Research Article

Application of Electronic Nose to Detect Pomegranate Paste Adulteration Using Pattern Recognition Methods and Artificial Neural Network

Ahmad Sadeghi^{1*}, Hadi Hosseini²

1. Assistant professor, Institute of Agricultural Education and Extension, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Tehran, Iran.
2. Lecturer, Institute of Agricultural Education and Extension, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Tehran, Iran.

(Received 28 Feb 2022, Received in revised form 31 Aug 2022, Accepted 3 Sept 2022)

Abstract

Adulteration in food products is regarded as a main challenge in food industry, which adversely affects food quality and health. Owing to pleasant taste and antioxidant properties, pomegranate paste is one of the most valuable and desirable foods in the people diets in some countries. As a luxury and expensive food, it is likely to be adulterated by some producers or distributors for the more profits. In this study development and application of machine olfaction system using array of gas sensors to detect adulteration in pomegranate paste was aimed. Principal Component Analysis (PCA), Linear Discrimination analysis (LDA) and Artificial Neural Network (ANN) methods were used to analyze response of the sensor arrays. Based on the results, PCA with two components PC1 and PC2 described 94% of total data variance. In LDA method, the classification accuracy of pomegranate paste samples was 97.65% which higher than PCA method. The values of correlation coefficient (R^2) and root mean squared error (RSME) of neural network in ANN method using the structure of 6-9-7 were 0.984 and 0.0018 respectively. This study reveals that the electronic nose device can be used as a non-destructive tool to classify and detect adulteration of different classes of pomegranate paste.

Keywords: Adulteration, Gas Sensor, Olfaction Machine System, Pomegranate Molasses

How to cite this article:

Sadeghi, A., Hosseini, H., (2022). Application of Electronic Nose to Detect Pomegranate Paste Adulteration Using Pattern Recognition Methods and Artificial Neural Network . *Innov. Food Technol.*, 10(1), 35-48.

*Corresponding author: a_msadeghi@yahoo.com

مقاله پژوهشی

به‌کارگیری بینی الکترونیک برای تشخیص تقلب رب انار با روش‌های شناسایی الگو و شبکه عصبی مصنوعی

احمد صادقی^{*}، هادی حسینی^۲

۱. استادیار، موسسه آموزش و ترویج کشاورزی، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران

۲. مربی، موسسه آموزش و ترویج کشاورزی، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران

(تاریخ ارسال: ۱۴۰۰/۱۲/۰۹، تاریخ آخرین بازنگری: ۱۴۰۱/۰۶/۰۹، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۶/۱۲)

چکیده

تقلب در محصولات غذایی یک چالش جدی در صنعت غذا است که کیفیت و سلامت آن را تحت تأثیر قرار می‌دهد. رب‌انار به دلیل داشتن طعم دلپذیر و خواص آنتی‌اکسیدانی، یکی از مواد خوراکی ارزشمند است که در برنامه غذایی مردم برخی از کشورها مورد توجه قرار گرفته است. این محصول به علت قیمت بالای آن در معرض ایجاد تقلب توسط برخی تولیدکنندگان یا توزیع‌کنندگان برای دستیابی به سود بیشتر قرار دارد. در این پژوهش استفاده از سامانه ماشین بویایی به‌منظور تشخیص تقلب رب‌انار با شیره خرما با به‌کارگیری آرایه حسگرهای گازی و شناسایی ترکیبات فرار مواد آلی مورد نظر قرار گرفت. برای تحلیل پاسخ آرایه حسگرها از روش‌های تحلیل مؤلفه اصلی، تحلیل تفکیک خطی و شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده، تحلیل مؤلفه‌های اصلی با دو مؤلفه PC1 و PC2، ۹۴٪ واریانس کل داده‌ها را توصیف کرد. در روش LDA دقت طبقه‌بندی نمونه‌های رب‌انار ۹۷/۶۵٪ به دست آمد که در مقایسه با روش PCA از دقت بالاتری برخوردار بود. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده در روش ANN مقادیر ضریب همبستگی و میانگین مربعات خطا در شبکه عصبی با ساختار ۶-۹-۷ به ترتیب ۰/۹۸۴ و ۰/۰۱۸ به دست آمد. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که دستگاه بینی الکترونیک می‌تواند به‌عنوان یک ابزار غیرمخرب برای طبقه‌بندی و تشخیص تقلب در رب‌انار بکار گرفته شود.

کلید واژه: تقلب، حسگر گازی، رب‌انار، سیستم ماشین بویایی

۱. مقدمه

به‌طور کلی تقلب^۶ در مواد غذایی می‌تواند به شکل فروش یک ماده غذایی به جای یک ماده غذایی دیگر، مخلوط کردن آن با مواد غذایی مشابه با قیمت و کیفیت پایین‌تر، استفاده از رنگ‌ها و مواد افزودنی غیرمجاز و عدم رعایت استانداردهای کیفی در تولید محصول غذایی باشد [۱۲]. معمولاً تشخیص تقلب ربانار با روش‌های مختلف مانند طیف‌سنجی تبدیل فوریه فرسرخ^۷ [۱۳]، کروماتوگرافی مایع با عملکرد بالا^۸ [۱۴] انجام می‌شود. همچنین به‌منظور تشخیص اصالت‌سنجی^۹ محصولات غذایی روش‌های مختلف شیمیایی مانند کروماتوگرافی مایع-طیف‌سنجی جرمی^{۱۰}، کروماتوگرافی گازی-طیف‌سنجی جرمی^{۱۱} استفاده شده است [۱۵]. معمولاً این روش‌ها پرهزینه و وقت‌گیر هستند و نیاز به کارور متخصص دارند [۱۶]. توسعه روش‌های نوین و غیرمخرب برای اصالت‌سنجی و طبقه‌بندی محصولات کشاورزی و مواد غذایی امری است که مورد توجه متخصصین قرار گرفته است. یکی از روش‌های نوین در کیفیت‌سنجی مواد غذایی، استفاده از ماشین‌بوایی^{۱۲} (بینی الکترونیک)^{۱۳} است. ماشین‌بوایی با شبیه‌سازی حس بوایی انسان، به تشخیص و درک رایحه‌های پیچیده توسط آرایه حسگرهای شیمیایی و الکترونیکی منجر می‌شود. عطر و طعم بعضی از محصولات غذایی از جمله ویژگی‌های کلیدی برای تعیین کیفیت آنها می‌باشد. ترکیبات فرار مواد آلی^{۱۴} برای شناسایی نوع محصول و یا تأیید اصالت آنها کاربرد دارد [۱۷]. استفاده از بینی الکترونیک در بخش صنایع غذایی به‌منظور بررسی کیفیت و تقلب محصولات کشاورزی رشد چشم‌گیری داشته است. تاکنون پژوهش‌های مختلفی توسط سامانه ماشین‌بوایی به‌منظور بررسی ارزیابی اصالت و تشخیص تقلب در محصولات مختلف کشاورزی از جمله زعفران [۱۹، ۱۸]، روغن زیتون بکر مراکشی [۲۰]، روغن

انار با نام علمی *Punica granatum L.* یکی از اعضای خانواده انار (*Punicaceae*) است و جزء میوه‌های بومی کشورهای آسیای جنوب غربی، از جمله ایران محسوب می‌شود [۱، ۲]. طی آمار اعلام‌شده حدود ۷۶٪ از سطح زیرکشت انار دنیا در ایران، هند، چین، ترکیه و آمریکا تولید می‌شود [۳]. ایران دارای بیشترین سطح زیرکشت انار در جهان بوده که با توجه به میزان تولید آن در رتبه اول است. براساس آمارنامه وزارت جهاد کشاورزی در سال ۱۳۹۸ میزان تولید انار در کشور، ۱۱۰۰ هزار تن گزارش شده است که نسبت به سال پیشین در حدود ۲۰٪ افزایش تولید وجود داشته است [۵]. این محصول به دلیل کیفیت مرغوب از نظر صادرات در بین محصولات کشاورزی بی‌رقیب بوده و از نظر اقتصادی دارای اهمیت فراوان است [۶]. انار به‌صورت مختلفی همچون تازه‌خوری و یا به شکل فراوری‌شده مانند آب میوه، رب، روغن هسته، سرکه انار و غیره مصرف می‌شود [۷]. ربانار^۱ در اصل آب انار تغلیظ شده است که گاهی کنسنتره آب‌انار نیز نامیده می‌شود و یک چاشنی با طعم کمی گس، ترش و شیرین است. انار یک ماده خوراکی است که علاوه بر داشتن ویتامین C، منبع غنی از تانن‌ها^۲، پلی‌فنل‌ها^۳ و فلاونوئیدها^۴ است. همچنین این محصول به‌دلیل دارا بودن آنتی‌اکسیدان‌هایی مانند توکوفرول^۵ و آنتوسیانین جنبه دارویی داشته که خواص پیش‌گیرنده و درمانی آن نیز به اثبات رسیده است [۹، ۸]. ربانار با توجه به خواص درمانی، خطر ابتلا به بیماری‌های قلبی و عروقی را کاهش می‌دهد [۱۰]. از آنجایی که ربانار به‌عنوان یک خوراکی گران‌قیمت محسوب می‌شود لذا سودجویان با افزودن مواد غذایی ارزان‌تر به آن هزینه‌های تولید این محصول را کاهش داده و نمونه تقلبی آن را تولید می‌کنند. لازم به ذکر است این افزودنی‌ها بر روی برجسب مشخصات محصول غذایی درج نمی‌شود و ممکن است سبب بروز مشکلات گوارشی و حساسیت‌های خطرناک در مصرف‌کننده شود [۱۱].

6. Adulteration

7. Fourier-Transform Infrared Spectroscopy

8. High-Performance Liquid Chromatography

9. Authenticity

10. Liquid Chromatography Mass Spectrometry

11. Gas Chromatography Mass Spectrometry

12. Machine olfaction

13. Electronic Nose

14. Volatile organic compound

1. Pomegranate Molasses

2. Tannin

3. Polyphenols

4. Flavonoid

5. Tocopherol

ماشین بویایی و تحلیل داده انجام نشده است. هدف از انجام این پژوهش، تشخیص ناخالصی رب‌انار در ترکیب با شیر خرما^۷ و طبقه‌بندی آنها با استفاده از سامانه ماشین بویایی و استفاده از روش‌های الگو شناسایی^۸ LDA، PCA و شبکه عصبی مصنوعی^۹ است.

۲. مواد و روش‌ها

۲.۱. آماده‌سازی نمونه‌ها

برای انجام این پژوهش نمونه‌های خالص رب انار سنتی از شهرستان میبد، استان یزد تهیه شد. به‌منظور جلوگیری از افت کیفیت، ظرف‌های شیشه‌ای نمونه کاملاً پر شده و تا زمان شروع آزمایش در محلی خشک، تاریک و در دمای اتاق برای به حداقل رساندن تغییرات فیزیکی یا شیمیایی نگهداری شدند. از آنجایی که هدف از ایجاد تقلب، کاهش هزینه‌ها و افزایش سود می‌باشد به‌منظور ایجاد ناخالصی در رب‌انار معمولاً از شیر محصولات غذایی متفاوتی مانند انگور، خرما، سیب، گیلان، آلبالو و توت‌فرنگی استفاده می‌شود [۲۹]. شیر خرما به دلیل داشتن خواص مشابه ظاهری و نزدیکی طعم به رب‌انار و از همه مهم‌تر ارزان بودن و در دسترس بودن آن در این پژوهش به‌عنوان ماده تقلبی در نظر گرفته شد [۱۱]. در این پژوهش هفت نمونه شامل رب انار خالص، شیر خالص خرما و ترکیب رب انار-شیره خرما با سطوح مختلف تقلب ۱۰، ۲۰، ۳۰، ۴۰ و ۵۰٪ (بر مبنای جرمی) برای انجام آزمایش تهیه شدند. از هر نمونه تقلبی، ۱۵ نمونه با مبنای وزنی ۲۰ g تهیه شد که در مجموع ۱۰۵ نمونه توسط سامانه ماشین بویایی به‌منظور تحلیل داده‌ها برای تشخیص تقلب رب انار داده‌برداری شدند. برخی ویژگی‌های فیزیکوشیمیایی رب انار و شیر خرما در جدول (۱) ارائه شده است.

زیتون [۲۱]، روغن کنجد [۲۲]، گلاب [۲۳]، چای سبز [۲۴] و کاسنی [۲۵] انجام شده است که جز روش‌های کاربردی و غیرمخرب می‌باشد و پتانسیل آن در بررسی تقلب به اثبات رسیده است. در تحقیقی به‌منظور تشخیص تقلب پوره کدو در رب گوجه‌فرنگی توسط آرایه حسگرهای گازی سطوح مختلف تقلب در نمونه رب گوجه‌فرنگی با استفاده از روش‌های تحلیل مؤلفه اصلی^۱، حداقل مربعات جزئی^۲ و تحلیل تفکیک خطی^۳ بررسی شد. نتایج نشان داد نمونه‌های تقلب در PCA، ۹۹٪ از واریانس داده‌ها را پوشش داد. همچنین بیشترین دقت طبقه‌بندی نمونه‌های تقلب در روش Nu-SVM مربوط به تابع پایه شعاعی با دقت ۹۸/۸۴٪ آموزش و اعتبارسنجی ۸۸/۱۴٪ تعیین شد [۲۶]. در پژوهشی دیگر شعبانی و همکاران با استفاده از سامانه ماشین بویایی به تشخیص سطوح مختلف تقلب در گلاب با روش‌های تحلیل داده LDA، PCA، ماشین بردار پشتیبان^۴ و درخت تصمیم‌گیری^۵ پرداختند. روش LDA به‌عنوان دقیق‌ترین روش شناسایی الگو، قادر به طبقه‌بندی نمونه‌های تقلب با دقت ۹۴٪ شد. همچنین در روش C-SVM دقت آموزش و اعتبارسنجی به ترتیب ۹۸/۷۵ و ۸۷/۵٪ گزارش به دست آمد [۲۳]. در تحقیقی به‌منظور پایش رسیدگی موز، دستگاه بینی الکترونیک مبتنی بر حسگرهای نیمه هادی اکسید فلزی^۶ طراحی شد، در این پژوهش روش LDA توانست با دقت ۹۷٪ نمونه‌ها را طبقه‌بندی نماید [۲۷]. تنها در پژوهش تشخیص رب انار خالص با استفاده از آرایه حسگری گازی، فقط با روش PCA، نمونه‌های مختلف تقلب رب‌انار بررسی شد که مجموع واریانس داده ۹۲٪ به دست آمد [۲۹]. تشخیص تقلب رب‌انار یکی از دغدغه‌های صنعت غذایی با توجه به ارزش اقتصادی و غذایی آن محسوب می‌شود، به همین منظور ارائه روشی سریع و قابل اعتماد از اهمیت بالایی برخوردار است. براساس دانش نویسندگان این مقاله و جستجوی منابع علمی، تاکنون تحقیقات جامعی پیرامون تشخیص تقلب (ناخالصی) رب انار با استفاده از

1. Principal Component Analysis
2. Partial least squares regression
3. Linear discriminant analysis
4. Support Vector Machine
5. Decision Tree
6. Metal Oxide Semiconductor

7. Date Syrup
8. Pattern Recognition
9. Artificial Neural Network

جدول (۱) برخی ویژگی‌های فیزیکوشیمیایی رب انار و شیره خرما

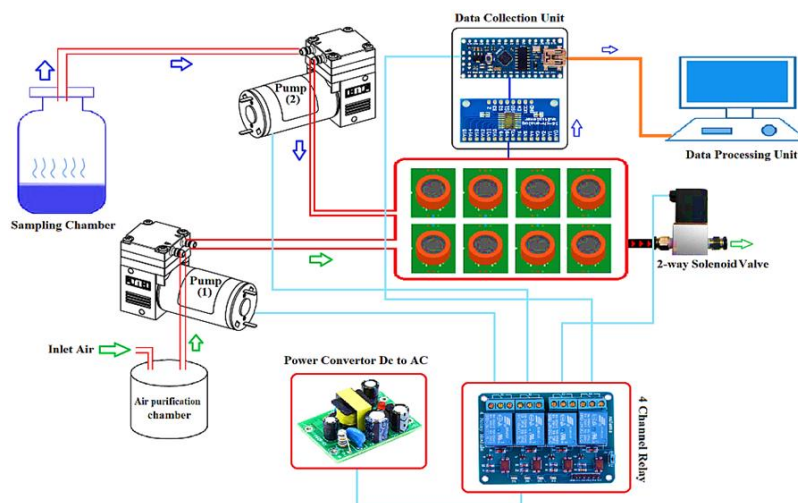
Table 1. Some physicochemical characteristics of pomegranate paste and date syrup

نمونه‌ها Samples	رطوبت Moisture (%)	پروتئین Protein (%)	خاکستر ASH (%)	pH	اسیدینه کل Total Acidity (g/100g)	قندکل Total Sugars (mg/100 ml)	محتوای فنلی Total Phenolic (mg GAE/g)	هیدروکسی متیل فورفورال Hydroxymethylfurfural (mg/100 g)
رب انار Pomegranate Paste	23.69	0.12	0.35	2.1 3	7.17	53.19	57.52	53.73
شیره خرما Date Syrup	25.34	0.19	1.44	4.4 1	0.89	61.15	38.54	24.83

۲.۲. سامانه ماشین بویایی

پاک‌سازی محفظه، واحد جمع‌آوری داده و الگوریتم‌های تشخیص الگوی بو تشکیل شده است [۲۲]. طرح‌واره سامانه ماشین بویایی در شکل (۱) ارائه شده است.

برای تشخیص تقلب رب انار، از دستگاه بینی الکترونیک که توسط حسینی و همکاران که بر پایه حسگرهای نیمه‌هادی اکسید فلزی (MOS) طراحی و ساخته شد، استفاده شد. این دستگاه از محفظه نمونه‌برداری، آرایه حسگرهای گازی،



شکل (۱) طرح‌واره دستگاه بینی الکترونیک تشخیص تقلب ربانار

Fig 1. Schematic of electronic nasal device for detecting pomegranate paste adulteration

حسگرها دارای پایداری شیمیایی بالا، حساسیت و عمر زیاد، پاسخ کم به رطوبت و توان تفکیک‌پذیری مناسبی هستند [۳۵]. مشخصات فنی حسگرها در جدول (۲) آورده شده است. اساس انتخاب این حسگرها براساس ترکیبات تشکیل‌دهنده ربانار از تحقیقات گذشته است [۳۰، ۱۱]. برای کالیبره کردن حسگرها و حصول اطمینان از کارکرد دقیق آنها در محدوده دمایی توصیه‌شده طبق توصیه فنی شرکت سازنده ۳۰ min پیش از شروع آزمایش مجموعه آرایه حسگری راه‌اندازی شدند تا به دمای مورد نظر برسند.

مطابق شکل (۱)، بخش‌های سخت‌افزاری این سامانه شامل مجموعه آرایه حسگرهای گازی، محفظه نمونه‌برداری، محفظه پاک‌سازی هوا ورودی، میکرو پمپ‌های دیافراگمی هوا، شیر برقی، اتصالات و واحد پردازنده مرکزی تشکیل شده است. سایر مشخصات فنی دستگاه مورد استفاده در این پژوهش منطبق بر مطالعه انجام‌شده توسط حسینی و همکاران می‌باشد [۲۲]. آرایه حسگرهای گازی شامل چهار حسگر نیمه‌هادی اکسید فلزی MQ ساخت کشور چین و دو حسگر TGS شرکت مهندسی فیگارو ژاپن است. این

جدول (۲) مشخصات سنسورهای استفاده شده در دستگاه بینی الکترونیک

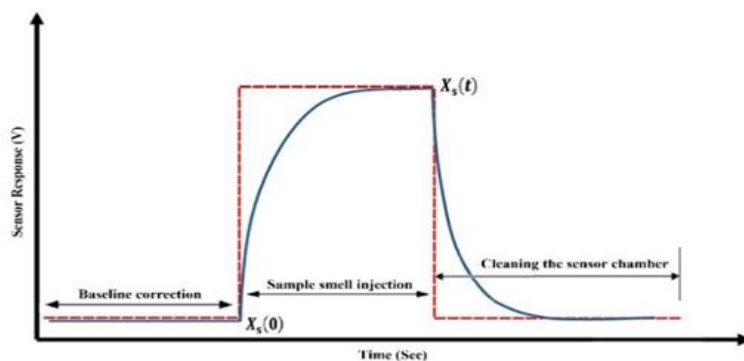
Table 2. Specifications of sensors used in the electronic nose device

محدوده تشخیص Detection range (ppm)	کاربردهای اصلی Main applications	نام تجاری حسگر Sensor brand
0.05-10	الکل Alcohol	MQ3
1-200	سولفید هیدروژن Hydrogen Sulfide	MQ136
5-500	آلدهید، الکل، کتون و ترکیبات آروماتیکی Aldehydes, Alcohol, Ketones, Aromatic Compounds	MQ138
50-5000	بخار حلال‌های آلی Organic Solvent Vapor	TGS822
500-10000	الکل، متان، ایزو بوتان، پروپان Alcohol, Methane, Isobutene, Propane	TGS2610
50-5000	الکل، بخار حلال‌های آلی Alcohol, Organic Solvent Vapor	TGS2620

شکل (۲) پاسخ کلی حسگرها به صورت نمودار ولتاژ-زمان ارائه شده است و زمان کافی برای رسیدن پاسخ حسگرها به حالت مانا ۴۱۸ s به دست آمد. در مرحله آخر به منظور پاکسازی محفظه، هوای تصفیه شده به مدت ۱۷۲ s به داخل محفظه حسگرها و محفظه نمونه برداری دمیده شد تا بوی مانده خارج شده و محفظه‌ها برای انجام عملیات نمونه برداری بعدی آماده شوند. مدت زمان انجام کل فرایند ۷۵۶ s به دست آمد. زمان بندی این مراحل با انجام آزمایش‌های متعدد (به صورت سعی و خطا) و پایش پاسخ حسگرها تعیین شد.

۳.۲. عملیات داده برداری از سامانه

داده برداری توسط بینی الکترونیک شامل تصحیح خط مبنا، تزریق بو نمونه و پاکسازی محفظه حسگرها و فضای نمونه با هوای تصفیه شده است. در این بخش به منظور به دست آوردن الگوی مناسب پاسخ حسگرها در هر آزمایش، ۲۰ از نمونه در یک ظرف شیشه‌ای کاملاً آب بندی شده ریخته که پس از رسیدن به تعادل دمایی و تولید ترکیبات فرار مواد آلی آماده بررسی شد. در مرحله تصحیح خط مبنا، برای پایدار شدن پاسخ آرایه حسگرها هوای تصفیه شده به مدت ۱۶۶ s از روی حسگرها عبور داده شد. در مرحله تزریق بوی نمونه به داخل محفظه آرایه حسگرها، متناسب با نوع کاربرد هر حسگر، تغییراتی در ولتاژ خروجی آن ایجاد شد.



شکل (۲) پاسخ کلی آرایه حسگرها به رایحه (بو) نمونه‌ها

Fig 2. The total response of the sensors array to odor samples

1. Baseline Correction

توسط فیشر به‌عنوان یک روش تحلیل چند متغیره معرفی شد. مبنای این روش بر این اساس است که داده‌های مربوط به یک کلاس را تا حد امکان در زیر فضای ایجادشده به هم نزدیک کند و کلاس داده‌های مختلف از هم دور شوند؛ به عبارت دیگر پراکندگی بین کلاس داده‌ها حداکثر و پراکندگی درون کلاس‌ها حداقل شود [۳۴]. شبکه عصبی مصنوعی ایده‌ای است برای پردازش اطلاعات که از سیستم عصبی زیستی الهام گرفته‌شده و مانند مغز انسان به پردازش اطلاعات می‌پردازد که در دهه اخیر از این روش برای داده‌کاو در زمینه‌های مختلف از قبیل طبقه‌بندی محصولات کشاورزی استفاده می‌شود و به‌عنوان یکی از روش‌های شیمی‌سنجی^۷ پتانسیل بالایی برای تحلیل سیگنال حسگرهای بینی الکترونیک دارند [۳۵]. روش ANN یک شبکه عصبی است که دارای سه لایه ورودی، پنهان و خروجی است و هر لایه در لایه پنهان و خروجی مانند یک پرسپترون عمل می‌کند با این تفاوت که تابع آستانه‌ای^۸ تابع سیگموئید^۹ است. واحدهای لایه ورودی صرفاً وظیفه توزیع مقادیر ورودی به لایه بعدی را بر عهده دارند و هیچ محاسبه‌ای را انجام نمی‌دهند [۳۶].

۴. نتایج و بحث

پاسخ ولتاژی حسگرها به تغییرات الگوی بو در نمونه‌ها برای هفت گروه (ربانار خالص، شیره‌خرما خالص و سطوح مختلف تقلب ربانار با شیره‌خرما) ثبت و ذخیره‌سازی شد. در شکل (۳) نمودار رادار^{۱۰} این نمونه‌ها آمده است و حسگرهایی که بیشترین واکنش را در نمونه از خود نشان داده‌اند در هر نمودار مشخص شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود حسگر TGS2620 و MQ138 در تمامی نمونه‌ها دارای بیشترین واکنش پاسخ حسگری هستند. کاربرد این حسگرها در شناسایی بخار حلال‌های آلی و ترکیبات آروماتیکی مواد غذایی است. حسگر MQ3 دارای کمترین واکنش و تأثیر در میان حسگرها بود؛ بنابراین می‌توان نتیجه گرفت طبق جدول (۱) با توجه به محدوده

۳. پیش‌پردازش داده^۱

پس از ذخیره پاسخ حسگرها و ثبت داده‌های مربوط به آن، برای تحلیل الگوهای شناسایی، پیش‌پردازش داده انجام می‌شود که این پیش‌پردازش داده با توجه به نوع حسگرها متفاوت می‌باشد و تأثیر زیادی بر عملکرد روش‌های شناسایی الگو دارد [۳۱]. در این پژوهش تشخیص الگوی مناسب با روش‌های PCA، LDA و ANN توسط نرم‌افزار Matlab 2018b انجام شد.

پیش‌پردازش داده شامل سه مرحله تصحیح خط مبنا، فشرده‌سازی و نرمال‌سازی داده‌ها است. هدف از تصحیح خط مبنا جبران رانش^۲ و افزایش کیفیت پاسخ حسگرها می‌باشد. روش‌های مختلفی مانند اختلافی^۳، نسبی^۴ و کسری^۵ وجود دارد، در این پژوهش از روش کسری به دلیل کاربرد گسترده آن در حسگرهای نیمه‌هادی اکسید فلزی برای تصحیح خط مبنا طبق رابطه (۱) استفاده شد [۳۲، ۳۱].

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

که در آن:

$X_s(0)$ کمترین پاسخ حسگر پیش از مرحله اندازه‌گیری (بی‌بعد)، $X_s(t)$ پاسخ حسگر در زمان t و $Y_s(t)$ پاسخ پیش‌پردازش شده است.

۳.۱. روش‌های تحلیل داده

روش تحلیل مؤلفه اصلی در اصل یک روش بی‌نظارت^۶ است که در فشرده‌سازی داده‌های خطی و استخراج ویژگی‌ها استفاده می‌شود. این روش برای کاهش ابعاد داده‌ها کاربرد دارد و به‌صورت گسترده برای مشخص کردن الگو و طبقه‌بندی داده‌ها استفاده می‌شود که باعث آشکار شدن شباهت و تفاوت بین کلاس‌ها می‌شود و مؤلفه‌هایی از مجموعه داده‌ها که بیشترین تأثیر را در مقدار واریانس دارند حفظ می‌شوند [۳۳]. LDA اولین روش طبقه‌بندی است که

1. Data Pre-processing
2. Drift
3. Differential
4. Relative
5. Fractional
6. Un-Supervised

7. Chemometric
8. Threshold
9. Sigmoid
10. Radar Plot

کاربردی این حسگرها، می‌توان حسگرهایی با کمترین تأثیرات در محفظه آرایه حسگری بین الکترونیک به‌منظور کاهش هزینه‌ها را حذف کرد. در این پژوهش میانگین نقطهٔ بیشینهٔ حسگرها در قالب یک توصیف‌کننده برای پاسخ آرایه



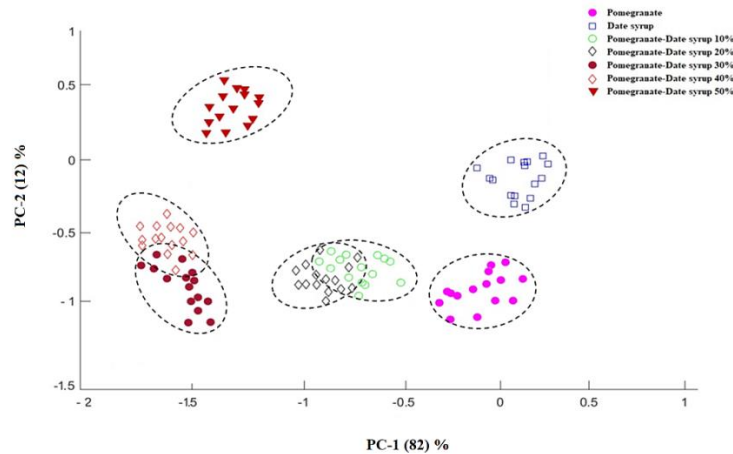
شکل (۳) نمودار رادار پاسخ حسگرها برای سطوح مختلف تقلب ربانار: (a) ربانار خالص، (b) شیره خرما خالص، (c) ربانار-شیره خرما ۱۰٪، (d) ربانار-شیره خرما ۲۰٪، (e) ربانار-شیره خرما ۳۰٪، (f) ربانار-شیره خرما ۴۰٪، (g) ربانار-شیره خرما ۵۰٪

Fig 3. Radar graph of sensors response for different levels of adulteration pomegranates: a) Pure pomegranate paste, b) Pure date syrup, c) Pomegranate paste-date syrup 10%, d) Pomegranate paste-date syrup 20%, e) Pomegranate paste-date syrup 30%, f) Pomegranate paste-date syrup 40 %, G) Pomegranate paste-date syrup 50%

ترتیب ۸۲ و ۱۲٪ نمونه‌های تقلبی ربانار را از یکدیگر متمایز کردند که در مجموع ۹۴٪ واریانس کل نمونه‌ها را پوشش می‌دهد. در شکل (۴) نمودار امتیاز مربوط به نمونه‌های تقلب ربانار آمده است.

۱.۴. نتیجه تحلیل مؤلفه اصلی (PCA)

پس از پیش‌پردازش داده برای تشخیص تقلب نمونه‌های ربانار، از روش تحلیل PCA استفاده شد. براساس نتایج حاصل از این روش، دو مؤلفه اصلی اول بیشترین واریانس را در بین داده‌ها داشتند. مقادیر دو مؤلفه اصلی PC1 و PC2 به

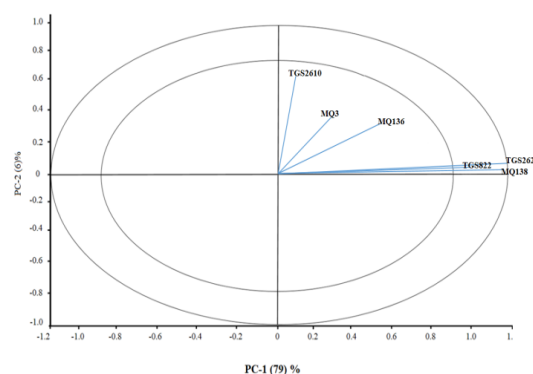


شکل (۴) نمودار امتیاز تحلیل PCA برای سطوح مختلف تقلب رب انار
 Fig 4. PCA analysis score plot for different levels of pomegranate paste adulteration

طبقه‌بندی نمونه‌های انار تقلبی هستند را شناسایی کرد. نمودار لودینگ برای دو مؤلفه اصلی اول در شکل (۵) آورده شده است. این نمودار در تعیین حسگرها به‌منظور تحلیل‌های شناسایی الگو نقش دارند. بزرگ‌تر بودن مقدار لودینگ حسگر روی یک مؤلفه اصلی (نزدیک بودن به دایره بیرونی) به معنی نقش بیشتر آن حسگر در تشخیص و طبقه‌بندی بین نمونه‌ها است. با توجه به ضرایب لودینگ مربوط به حسگرها، می‌توان حسگر یا حسگرهایی که کمترین ضریب تأثیر را در شناسایی تمایز بین نمونه‌ها را دارند حذف کرد و از پیچیدگی فرایند تحلیل داده‌های مربوط به پاسخ حسگرها کاست [۱۸].

با توجه به نمودار بالا، تمایز آشکاری بین نمونه‌های مختلف تقلب رب انار وجود دارد البته در نمونه‌های تقلب رب‌انار با سطوح (۱۰ و ۲۰)، (۳۰ و ۴۰) درصد مقدار همپوشانی وجود دارد و بیانگر پاسخ مشابه حسگرها در سطوح تقلب ذکر شده است، اگرچه نمونه‌های خالص رب انار و شیر خرمای به‌خوبی از یکدیگر جدا شده‌اند. رزداری و همکاران نیز توانستند نمونه‌های رب گوجه‌فرنگی در ترکیب با پوره کدو را با دو مؤلفه اصلی اول به مقدار ۹۹٪ واریانس کل داده‌ها را شناسایی و از هم تفکیک کنند [۲۶].

با به دست آوردن نمودار توزیع متغیرها (حسگرها) بر روی دو مؤلفه اصلی اول که به نمودار لودینگ^۱ معروف است می‌توان حسگرهایی که دارای بیشترین ضریب تأثیر در

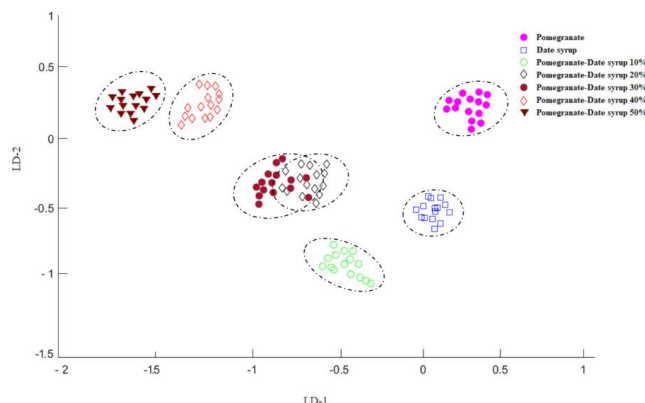


شکل (۵) نمودار لودینگ تحلیل مؤلفه اصلی سطوح مختلف تقلب در رب انار
 Fig 5. Loading plot Principal component analysis for different levels of pomegranate paste adulteration

پاسخ حسگرها پس از پیش‌پردازش داده به‌عنوان ماتریس ورودی برای بررسی در روش تحلیل تفکیک خطی به‌کار گرفته شد. در شکل (۶) نمودار امتیاز دو مؤلفه اصلی اول (LD1-LD2) تصویر شده‌اند و این دو مؤلفه دلالت بر بیشترین مقدار واریانس در داده‌های اصلی دارد. همان‌طور که ملاحظه می‌شود نمونه‌های رب‌انار خالص و شیر خرمای خالص به‌خوبی از هم جدا شدند. در نمونه‌های تقلبی رب‌انار به‌جز سطوح ۲۰ و ۳۰٪ که دارای مقدار کمی همپوشانی هستند سایر نمونه‌ها به‌طور کامل از هم متمایز شدند. از آنجایی که این نمونه‌ها خواص آروماتیکی نزدیک به همی دارند بنابراین با افزودن مقداری از یک ماده غذایی به ماده دیگر سبب تغییر اندکی در الگوی بو مؤثره نمونه شده که در نتیجه با توجه به محدوده دامنه حساس پاسخ حسگرها و توان تفکیک‌پذیری بالای آنها امکان باعث به وجود آمدن این همپوشانی در طبقه‌بندی نمونه‌ها شده است.

مطابق شکل (۵)، حسگرهای TGS2620، MQ138 دارای بیشترین مقادیر ضریب لودینگ هستند و بیشترین تأثیر را در آشکارسازی نمونه‌های مختلف تقلب رب‌انار دارند. همچنین حسگرهای MQ3 و TGS2610 دارای کم‌ترین مقادیر ضریب لودینگ هستند و در تشخیص نمونه‌های رب-انار اهمیت کمی دارند. در ماشین بویایی حسگرهایی متفاوت با حساسیت و سطوح شناسایی متنوع را می‌توان به کار گرفت [۲۶]. حسگرهای TGS2620 و MQ138 با توجه به خواص آروماتیک موجود در ترکیبات رب‌انار کاربرد بیشتری به‌منظور تشخیص نمونه‌های تقلبی رب‌انار دارند. در تحقیقی به‌منظور تشخیص تقلب فرمالین در شیرخام با استفاده از نمودار لودینگ حسگرهای TGS2620، TGS822 و MQ4 نیز به‌عنوان حسگرهایی با ضریب تأثیر بالا انتخاب شدند [۳۷].

۲.۴. نتیجه تحلیل تفکیک خطی (LDA)



شکل (۶) نمودار امتیاز تحلیل تفکیک خطی برای نمونه‌های تقلب رب‌انار در سطوح مختلف تقلب

Fig 6. Score plot of linear discrimination analysis for pomegranate paste adulteration samples in different levels

طبقه‌بندی ۹۴٪ را گزارش دادند [۲۳]. همچنین در تحقیقی دیگر نمونه‌های تقلب در عسل گنار با سطوح مختلف توسط LDA با دقت ۱۰۰٪ طبقه‌بندی شد [۳۴]. در پژوهش حاضر نمونه‌های تقلب با سطوح ۲۰ و ۳۰٪ اندکی همپوشانی داشتند. گرچه این همپوشانی بیانگر مشابه بودن پاسخ حسگرهای مربوط به سطح تقلب ۲۰٪ با نمونه ۳۰٪ است ولی نکته قابل توجه شناسایی کامل تقلب با دقت بالا در سطوح مختلف تقلب رب‌انار است.

ارزیابی دستگاه بینی الکترونیک برای تشخیص بوی نمونه با توجه به پاسخ حسگرها توسط روش LDA بررسی شد و عملکرد این روش توسط اعتبارسنجی متقابل تخمین زده شد. نتایج حاصل از روش LDA با دقت میانگین ۹۷/۶۵٪ برای طبقه‌بندی نمونه‌های تقلبی رب‌انار به دست آمد. ماتریس اغتشاش روش LDA در جدول (۳) ارائه شده است که حاکی از تمایز بالا بین نمونه‌ها در سطوح مختلف تقلب می‌باشد. شعبانی و همکاران نیز برای تشخیص تقلب گلاب در سطوح مختلف، از روش LDA استفاده کردند و دقت

جدول (۳) ماتریس اغتشاش LDA برای طبقه‌بندی سطوح مختلف تقلب ربانار
 Table 3. Classification confusion matrix of LDA for different levels of pomegranate paste adulteration

کلاس پیش‌بینی Predicted Class							نمونه‌ها Samples	کلاس واقعی Actual Class
7	6	5	4	3	2	1		
0	0	0	0	0	0	15	1	
0	0	0	0	0	15	0	2	
0	0	0	0	15	0	0	3	
0	0	1	14	0	0	0	4	
0	0	13	1	0	0	0	5	
0	15	0	0	0	0	0	6	
15	0	1	0	0	0	0	7	
100	100	90.12	93.84	100	100	100	درصد جداسازی نمونه‌ها Percentage separation of samples	
97.65							میانگین دقت طبقه‌بندی Average classification accuracy	

نمونه‌ها: (۱) ربانار خالص، (۲) شیر خرمای خالص، (۳) ربانار-شیره خرما ۱۰ درصد، (۴) ربانار-شیره خرما ۲۰ درصد، (۵) ربانار-شیره خرما ۳۰ درصد، (۶) ربانار-شیره خرما ۴۰ درصد، (۷) ربانار-شیره خرما ۵۰ درصد.

Samples: 1) Pomegranate Paste Pure, 2) Syrup Date Pure, 3) Pomegranate Paste- Syrup Date (10%), 4) Pomegranate Paste- Syrup Date (20%), 5) Pomegranate Paste- Syrup Date (30%), 6) Pomegranate Paste- Syrup Date (40%), 7) Pomegranate Paste- Syrup Date (50%)

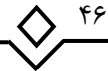
۳.۴. نتیجه شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

به منظور طبقه‌بندی کلاس‌های مختلف ربانار از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه^۱ استفاده شد که نسبت به انواع دیگر شبکه‌های عصبی مصنوعی عملکرد مطلوبی دارد. در این پژوهش الگوریتم یادگیری لونیگ-مارکواریت^۲ به روش پس‌انتشار خطا^۳ بکار گرفته شد. تعداد نورون در هر لایه با ورودی و خروجی مدل ارتباط دارد. در این بخش لایه ورودی شبکه شامل شش نورون بوده که با مقادیر ویژگی داده‌های پیش‌پردازش شده پاسخ شش حسگر مطابقت دارد. لایه خروجی نیز شامل هفت نورون می‌باشد که بیانگر دو نمونه خالص (ربانار و شیر خرما) و پنج نمونه ترکیب شده با نسبت‌های وزنی یاده شده با ربانار است. داده‌های به‌دست‌آمده پس از انجام عملیات پیش‌پردازش و نرمال‌سازی به‌عنوان ورودی شبکه عصبی پرسپترون چندلایه برای طبقه‌بندی نمونه‌های ربانار استفاده شدند. ماتریس ورودی مدل [۱۰۵×۶] است که شامل ۶ حسگر به‌عنوان ویژگی، ۷ کلاس طبقه‌بندی و از هر کلاس ۱۵ نمونه تهیه شده است. برای آموزش، ارزیابی و تست مدل به ترتیب ۷۵، ۱۰ و ۱۵٪

از داده‌ها بکار گرفته شدند. برای تعیین تعداد نورون‌های لایه پنهان از روش آزمون سعی و خطا بر اساس کمترین مقدار RMSE بهره گرفته شد که بیشترین دقت با تعداد ۹ نورون در لایه پنهان به دست آمد. در این روش الگوریتم شبکه عصبی با محاسبه مقدار میانگین ضریب همبستگی و میانگین مربعات خطا اجرا شد که بهترین ساختار دارای یک‌لایه ورودی با ۶ متغیر ورودی به‌عنوان حسگرها، یک‌لایه مخفی با ۹ نورون و یک‌لایه خروجی با ۷ متغیر خروجی (نمونه‌های تقلب ربانار) توانست طبقه‌بندی نمونه‌ها را با دقت ۹۸/۸۹ درصد انجام دهد. بیشترین مقادیر ضریب همبستگی و دقت طبقه‌بندی میانگین مربعات خطا (MSE) در نمونه‌های تقلب ربانار با ساختار شبکه عصبی ۶-۹-۷ به ترتیب ۰/۹۸۴ و ۰/۰۱۸ به دست آمد. ماتریس اغتشاش مربوط به مدل شبکه عصبی با ساختار مذکور برای نمونه‌های تقلب ربانار در جدول (۴) نشان داده شده است. به‌منظور سنجش عملکرد مدل‌ها از سه شاخص آماری دقت^۴، حساسیت^۵ و اختصاصی^۶ بودن برای طبقه‌بندی ربانار در سطوح مختلف تقلب استفاده شد [۳۸]. مقادیر به‌دست‌آمده

4. Precision
5. Sensitivity
6. Specificity

1. Multi-Layer Perceptron
2. Levenberg-Marquardt
3. Back-propagation Error



در جدول (۵) ارائه شده است، همان‌طور که مشاهده می‌شود تمامی نمونه‌های رب‌انار از دقت عملکرد بالایی برخوردار بودند. البته کمترین مقدار دقت، حساسیت و اختصاصی بودن مربوط به نمونه رب‌انار-شیره‌خرما با نسبت‌های وزنی ۲۰ و ۳۰٪ است و کم بودن این مقادیر در نمونه‌ها به دلیل تشابه ویژگی‌ها می‌باشد.

جدول (۴) ماتریس اغتشاش ANN برای طبقه‌بندی نمونه‌های رب‌انار در سطوح مختلف تقلب

Table 4. Confusion matrix ANN for classification of pomegranate paste samples in different levels of adulteration

کلاس پیش‌بینی Predicted Class								نمونه‌ها Samples	کلاس واقعی Actual Class
7	6	5	4	3	2	1			
0	0	0	0	0	0	15	1		
0	0	0	0	0	15	0	2		
0	0	0	0	15	0	0	3		
0	0	1	14	0	0	0	4		
0	0	13	0	0	0	0	5		
0	15	0	0	0	0	0	6		
15	0	1	0	0	0	0	7		
98.89								دقت طبقه‌بندی صحیح Accurate classification accuracy	

جدول (۵) مقادیر شاخص‌های آماری مربوط به ماتریس اغتشاش برای طبقه‌بندی نمونه‌های رب‌انار در ANN

Table 5. Values of statistical indices related to perturbation matrix for classification of pomegranate paste samples in ANN

7	6	5	4	3	2	1	نمونه‌ها Samples
99.25	99.95	98.89	97.98	100	100	100	دقت Accuracy
99.84	99.87	98.21	98.54	99.96	99.98	99.99	حساسیت Sensitivity
99.68	98.91	98.87	98.32	99.38	99.99	100	اختصاصی بودن Specificity

۵. نتیجه‌گیری

ساختار شبکه عصبی ۶-۹-۷ به ترتیب ۰/۹۸۴ و ۰/۰۰۱۸ به دست آمد و نتایج نشان داد که می‌توان از سامانه ماشین بویایی مبتنی بر روش‌های PCA، LDA و ANN برای شناسایی تقلب رب‌انار با شیره‌خرما که دارای ترکیبات فرار مواد آلی است به خوبی بهره‌مند شد؛ بنابراین با توجه به قیمت بالای رب‌انار که سبب ایجاد انگیزه برای سودجویان به منظور ایجاد ناخالصی و ترکیب آن با سایر افزودنی‌ها و مواد خوراکی یا غیرخوراکی ارزان‌تر (منجر به تقلب) و سبب کاهش کیفیت این محصول و به خطر انداختن سلامتی مصرف‌کننده می‌شود، به کمک سامانه ماشین بویایی و انتخاب الگوریتم طبقه‌بندی مناسب، امکان تشخیص تقلب رب‌انار به‌عنوان روشی سریع، کم‌هزینه و غیرمخرب در مقایسه با سایر روش‌های شیمیایی (کروماتوگرافی گازی^۱ و کروماتوگرافی مایع با عملکرد بالا^۲) وجود دارد و استفاده از

یافته‌های به‌دست‌آمده از پاسخ حسگرهای سامانه ماشین بویایی مبتنی بر حسگرهای نیمه‌هادی اکسید فلزی (MOS) در این تحقیق توسط روش‌های PCA، LDA و ANN به‌منظور شناسایی الگوی طبقه‌بندی مناسب و تشخیص تقلب رب‌انار با شیره‌خرما استفاده شد. نتایج به‌دست‌آمده نشان داد در روش LDA نمونه‌های رب‌انار تقلبی با دقت بالاتری نسبت به روش PCA طبقه‌بندی شدند. همچنین با توجه به نتایج به‌دست‌آمده از نمودار لودینگ روش تحلیل مؤلفه اصلی، از میان حسگرهای به‌کاررفته در سامانه ماشین بویایی، حسگرهای MQ138، TGS2620 بیشترین حساسیت را در شناسایی نمونه‌های تقلبی رب‌انار داشتند. در روش شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پرسپترون چندلایه بیشترین مقادیر ضریب همبستگی، دقت طبقه‌بندی و میانگین مربعات خطا (MSE) در نمونه‌های تقلبی رب‌انار با

1. Gas Chromatography

2. High-Performance Liquid Chromatography

این سامانه می‌تواند مورد توجه کارشناسان در بخش کنترل کیفی محصولات صنایع غذایی قرار گیرد.

منابع

- [1] Akbarpour, V., Milani, J., & Hemmati, K. (2009). Mechanical properties of pomegranate seeds affected by moisture content, *AEJAES*, 6(4), 447-453.
- [2] Holland, D., Hatib, K., & Bar-Ya'akov, I. (2009). Pomegranate: Botany, horticulture, breeding horticultural reviews, Vol. 35, Edited by Jules Janick Copyright & John Wiley & Sons.
- [3] Olmo-Vega, A., García-Sánchez, F., Simón-Grao, S., Simón, I., Lidón, V., Nieves, M., & Martínez-Nicolás, J. J. (2017). Physiological responses of three pomegranate cultivars under flooded conditions. *Sci. Hortic*, 224, 171-179.
- [4] Talaei, A., Askari, M., Bahadoran, F., & Sherafatyan, D. (2004). Study the effect of hot water and polyethylene bags on postharvest life and fruit quality of pomegranate cv. Malas-e-Saveh. *J. Agric. Sci*, 35, 369-77. [In Persian]
- [5] Ahmadi, K., Ebadzadeh, H.R., Hatami, F., Abdeshah, H. & A. Kazemian. 2019. Agricultural Statistics 1399 (Volume 3: Horticultural Products), *Information and Communication Technology Center, Ministry of Jihad Agriculture (MAJ)*, 157p. [In Persian]
- [6] Zarei, M., Azizi, M. (2011). Evaluation of Some Physicochemical Characteristics of Six Iranian Pomegranate (*Punica granatum L.*) Cultivars Fruit at Ripening Stage. *Sci. Hortic*, 24(2),-. doi: 10.22067/jhorts4.v1389i2.7995. [In Persian]
- [7] Prakash, C. V. S., & Prakash, I. (2011). Bioactive chemical constituents from pomegranate (*Punica granatum*) juice, seed and peel-a review. *Int J Res Chem Environ*, 1(1), 1-18.
- [8] Johanningsmeier, S. D., & Harris, G. K. (2011). Pomegranate as a functional food and nutraceutical source. *Annu Rev Food Sci Technol*, 2, 181-201.
- [9] Heber, D., Schulman, R. N., & Seeram, N. P. (Eds.). (2006). Pomegranates: ancient roots to modern medicine. *CRC press*.
- [10] Shishebor, F., Mohammadshahi, M., Zakerkish, M., Saki, A., Shirani, F., Zarei, M., & Zare, M. (2015). Effect of Concentrated Pomegranate Juice on Cardiovascular Factors in Patients with Type 2 Diabetes. *I.U.M.S*, 32(309), 1944-1953. [In Persian]
- [11] El Darra, N., Rajha, H. N., Saleh, F., Al-Oweini, R., Maroun, R. G., & Louka, N. (2017). Food fraud detection in commercial pomegranate molasses syrups by UV-VIS spectroscopy, ATR-FTIR spectroscopy and HPLC methods. *Food Control*, 78, 132-137.
- [12] Boggia, R., Casolino, M. C., Hysenaj, V., Oliveri, P., & Zunin, P. (2013). A screening method based on UV-Visible spectroscopy and multivariate analysis to assess addition of filler juices and water to pomegranate juices. *Food Chem*, 140(4), 735-741.
- [13] Vardin, H., Tay, A., Ozen, B., & Mauer, L. (2008). Authentication of pomegranate juice concentrate using FTIR spectroscopy and chemometrics. *Food Chem*, 108(2), 742-748.
- [14] Ehling, S., & Cole, S. (2011). Analysis of organic acids in fruit juices by liquid chromatography-mass spectrometry: an enhanced tool for authenticity testing. *J. Agric. Food Chem*, 59(6), 2229-2234.
- [15] Naderi-Boldaji, M., Mokhtari, M., Ghasemi-Varnamkhasti, M., & Tohidi, M. (2019). Feasibility of using a cylindrical resonator sensor for adulteration detection in sesame oil. *Innov. Food Technol*, 6(3), 409-420. [In Persian].
- [16] Ghasemi-Varnamkhasti, M., Mishra, P., Ahmadpour-Samani, M., Naderi-Boldaji, M., Ghanbarian, D., Tohidi, M., & Izadi, Z. (2019). Rapid detection of grape syrup adulteration with an array of metal oxide sensors and chemometrics. *Eng. Agric. Environ*, 12(3), 351-359. [In Persian]
- [17] Gliszczyńska-Świątło, A., & Chmielewski, J. (2017). Electronic nose as a tool for monitoring the authenticity of food. A review. *Food Anal. Methods*, 10(6), 1800-1816.
- [18] Heidarbeigi, K., Mohtasebi, S. S., Foroughirad, A., Ghasemi-Varnamkhasti, M., Rafiee, S., & Rezaei, K. (2015). Detection of adulteration in saffron samples using electronic nose. *Int. J. Food Prop*, 18(7), 1391-1401.
- [19] Kiani, S., Minaei, S., & Ghasemi-Varnamkhasti, M. (2016). A portable electronic nose as an expert system for aroma-based classification of saffron. *Chemom. Intell. Lab. Syst.*, 156, 148-156.
- [20] Haddi, Z., Alami, H., El Bari, N., Tounsi, M., Barhoumi, H., Maaref, A. & Bouchikhi, B. E. N. A. C. H. I. R. (2013). Electronic nose and tongue combination for improved classification of Moroccan virgin olive oil profiles. *Int. Food Res. J.*, 54(2), 1488-1498.
- [21] Ordukaya, E., & Karlik, B. (2017). Quality control of olive oils using machine learning and electronic nose. *J. Food Qual*, 2017.
- [22] Hosseini, H., Minaei, S., & Beheshti, B. (2022). Evaluation of Pattern Recognition for Detecting Adulteration in Sesame Oil using Machine Olfaction System Based on Multivariate Analysis. *AMSR J*, 23(81), 37-56. doi: 10.22092/amr.2022.356371.1400. [In Persian]

- [23] Shabani, P., Izadi, Z., Ghasemi-Varnamkhasti, M., Tohidi, M., & Reezi, S. (2018). Olfactory machine system, an effective solution for detection of adulteration in rosewater. *J. Food Technol*, 6(1), 75-89. [In Persian]
- [24] Chen, Q., Zhao, J., Chen, Z., Lin, H., & Zhao, D. A. (2011). Discrimination of green tea quality using the electronic nose technique and the human panel test, comparison of linear and nonlinear classification tools. *Sens. Actuators B Chem*, 159(1), 294-300.
- [25] Zou, H. Q., Li, S., Huang, Y. H., Liu, Y., Bauer, R., Peng, L. & Yan, Y. H. (2014). Rapid identification of Asteraceae plants with improved RBF-ANN classification models based on MOS sensor E-nose. *J Evid Based Complementary Altern Med*, 2014.
- [26] Mohammad-Razdari, A., Ghasemi-Varnamkhasti, M., Yoosefian, S. H., Siadat, M., Izadi, Z., & Rostami, S. (2018). Detection of pumpkin puree adulteration in tomato paste using a gas sensor array. *Innov. Food Technol*, 6(1), 137-148. [In Persian]
- [27] Sanaeifar, A., Mohtasebi, S. S., GHASEMI, V. M., & Ahmadi, H. (2015). Design, Construction and Performance Evaluation of a Metal Oxide Semiconductor (MOS) Based Machine Olfaction (Electronic Nose) for Monitoring of Banana Ripeness. *J. Agric. Eng*, 5(1), 111-121. [In Persian]
- [28] Solimany, M.H., Rabban, H. & Mirzaee-Ghaleh, E. (2020). Detection in pure grenadine using gas sensing array. In: Proceeding of the 12th Int. Cong. of *Biosyst. Eng and Mech* (pp.-), Ahwaz, IRAN. COI Code: NCAMEM12_158 [In Persian]
- [29] Zhang, Y., Krueger, D., Durst, R., Lee, R., Wang, D., Seeram, N., & Heber, D. (2009). International multidimensional authenticity specification (IMAS) algorithm for detection of commercial pomegranate juice adulteration. *J. Agric. Food Chem*, 57(6), 2550-2557.
- [30] Kamal, Y. T., Alam, P., Alqasoumi, S. I., Foudah, A. I., Alqarni, M. H., & Yusufoglu, H. S. (2018). Investigation of antioxidant compounds in commercial pomegranate molasses products using matrix-solid phase dispersion extraction coupled with HPLC. *Saudi Pharm J*. 26(6), 839-844.
- [31] Arshak, K., Moore, E., Lyons, G.M., Harris, J. and Clifford, S. (2004), "A review of gas sensors employed in electronic nose applications", *Sens. Rev.* 24(2), 181-198. <https://doi.org/10.1108/02602280410525977>
- [32] Pearce, T. C., Schiffman, S. S., Nagle, H. T., & Gardner, J. W. (Eds.). (2006). *Handbook of machine olfaction: electronic nose technology*. John Wiley & Sons.
- [33] Men, H., Chen, D., Zhang, X., Liu, J., & Ning, K. (2014). Data fusion of electronic nose and electronic tongue for detection of mixed edible-oil. *J. Sens.* 7 pages. <https://doi.org/10.1155/2014/840685>
- [34] Hajinezhad, M., Mohtasebi, S., Ghasemi-Varnamkhasti, M., Aghbashlo, M. (2017). Detecting Adulteration in Lotus Honey Using a Machine Olfactory System. *J. Agric. Eng*, 7(2), 439-450. doi: 10.22067/jam.v7i2.52910. [In Persian]
- [35] Tohidi, M., Ghasemi-Varnamkhasti, M., Ghasemi-Nafchi, M., Naderi boldaji, M., Jamalizadeh, F., Safieddin Ardebili, S., Khani, M. (2019). Potential of electronic nose based on temperature-modulated metal oxide gas sensors for detection of geographical origin of spices. *Innov. Food Technol*, 6(2), 219-231. doi: 10.22104/jift.2018.3048.1735 [In Persian]
- [36] Hayati, M., & Mohebi, Z. (2007). Application of artificial neural networks for temperature forecasting. *Int. J. Electr. Comput*, 1(4), 662-666.
- [37] Ghasemi-Varnamkhasti, M. (2017). Fabrication and development of a machine olfaction system combined with pattern recognition techniques for detecting formalin adulteration in raw milk. *Iran J Biosyst. Eng*, 47(4), 761-770. doi: 10.22059/ijbse.2017.60273
- [38] Teimouri, N., Omid, M., Mollazade, K. and Rajabipour, A., 2015. An Artificial Neural Network-Based Method to Identify Five Classes of Almond According to Visual Features. *J. Food Process Eng.*, 39(6): 625-635.