

تشخیص تقلب در نمونه عسل "کنار" با استفاده از یک سامانه ماشین بویایی

محمد حاجی نژاد^۱ - سید سعید محتسبی^{۲*} - مهدی قاسمی ورنامخواستی^۳ - مرتضی آغباشلو^۴

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۱۰/۲۰

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۰۶/۰۶

چکیده

عسل یک محلول ویسکوز و همچنین قند فوق اشباع گرفته شده از شهد گل‌ها است که به وسیله زنبور عسل جمع‌آوری و اصلاح می‌شود. رایحه یکی از پارامترهای مهم در طبقه‌بندی عسل است و بوی ساطع شده از آن بسته به گل‌های مختلف و ترکیبات تشکیل‌دهنده آن می‌تواند متفاوت باشد. همین عوامل سبب استفاده از یک سامانه ماشین بویایی بر پایه حسگرهای نیمه‌هادی اکسید فلزی به منظور تشخیص تقلب در عسل شد. این سامانه، به هیچ‌گونه تجهیزات تخصصی و پرهزینه آزمایشگاهی نیاز نداشت. نمونه‌های عسل "کنار" با درصدهای مختلف تقلب (صفر، ۲۰، ۳۵ و ۵۰ درصد) مورد آزمایش قرار گرفتند. از روش کسری برای بهبود و بهینه‌سازی سیگنال‌های خروجی بینی الکترونیک، قبل از ورود به روش‌های آنالیز تشخیص، استفاده شد. تحلیل مؤلفه اصلی (PCA)، تحلیل تفکیک خطی (LDA) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) روش‌هایی بودند که به منظور طبقه‌بندی و تحلیل ویژگی‌های استخراجی از سیگنال‌های ماشین بویایی استفاده شدند. برای تشخیص تقلب با استفاده از ماشین بویایی، نتایج شامل ۹۱٪ واریانس به روش PCA، ۱۰۰٪ و ۱۰۰٪ دقت طبقه‌بندی به ترتیب برای روش‌های LDA و ANN بود. نتایج نشان داد سامانه ماشین بویایی ارائه شده یک وسیله مطمئن و قابل اتکا در تشخیص و ثبت تغییرات بین سطوح مختلف تقلب در عسل است.

واژه‌های کلیدی: تحلیل مؤلفه اصلی، شکر، عسل تقلبی، ماشین بویایی

مقدمه

شکرها را به عسل خالص اضافه می‌کنند که تشخیص عسل‌های خالص از عسل‌های تقلبی را با مشکل مواجه کرده است (Subari et al., 2012).

روش‌های متفاوتی برای تعیین تشخیص تقلب در عسل مورد مطالعه قرار گرفته است (Anklam, 1998). بسیاری از روش‌های موفق به کار گرفته شده، شامل تجزیه و تحلیل ترکیب شکر (Mateo and Bosch-Reig, 1998)، ترکیب آمینواسید (Cotte et al., 2004)، ترکیب فلاونوئید (Tomás Barberán et al., 2001) و پارامترهای همراه شده به وسیله تجزیه و تحلیل آماری است (Mateo and Bosch-Reig, 1998; Ojeda De Rodríguez et al., 2004). همچنین خصوصیات شیمیایی شکر، نتایج قابل قبولی را در تشخیص تقلب در عسل که به وسیله اضافه کردن شربت شکر تقلبی شده است (Cotte et al., 2003) می‌دهد.

روش‌های تحلیلی مختلفی مانند کروماتوگرافی مایع-طیف‌سنجی جرمی^۵ (LC-MS)، کروماتوگرافی گازی-طیف‌سنجی جرمی^۶ (GC-MS)، کروماتوگرافی گازی با عملکرد بالا^۷ (HPLC) و بررسی‌های

ایران به عنوان یکی از کشورهای سرشار از محصولات حاصل از جنگل‌های طبیعی مانند عسل است. عسل شامل یک محلول ویسکوز و همچنین قند فوق اشباع گرفته شده از شهد گل‌ها است که به وسیله زنبور عسل جمع‌آوری و اصلاح می‌شود. براساس قوانین اتحادیه اروپا و دیگر استانداردهای بین‌المللی، «عسل به عنوان یک محصول خالص تعریف می‌شود که اجازه افزودن هیچ کدام از مواد دیگر به آن داده نمی‌شود». در حال حاضر، برای عسل خالص تقاضای زیادی در ایران و جهان وجود دارد که این خود منجر به افزایش فروش عسل‌های تقلبی با نام عسل خالص توسط اشخاص و مؤسسات غیرمسئول شده است. بسیاری از تولیدکنندگان عسل، انواع مختلف و متنوعی از

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد مهندسی بیوسستم، دانشگاه تهران

۲- استاد دانشکده مهندسی و فناوری، دانشگاه تهران

(*)- نویسنده مسئول: (Email: mohtaseb@ut.ac.ir)

۳- استادیار، گروه مهندسی مکانیک بیوسستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهرکرد

۴- استادیار، دانشکده مهندسی و فناوری، دانشگاه تهران

DOI: 10.22067/jam.v7i2.52910

5- Liquid Chromatography Mass Spectrometry

6- Gas Chromatography Mass Spectrometry

7- High Performance Liquid Chromatography

از ۹۰٪ طبقه‌بندی صحیح را برای تشخیص تقلب در نمونه عسل‌ها به‌دست آوردند (Zakaria *et al.*, 2011).

تحقیق حاضر بر استفاده از تکنولوژی بینی الکترونیک در کنترل کیفیت عسل، تأکید دارد. به‌عبارت دیگر، هدف این پژوهش مطالعه یک سامانه برای تشخیص عسل اصلی از عسل نوع تقلبی مبتنی بر فناوری بینی الکترونیک است.

مواد و روش‌ها

نمونه‌ها

نمونه‌های عسل استفاده شده در این پژوهش، عسل کنار کرج بود که از بازار کرج- البرز تهیه شد. برای ایجاد عسل‌های تقلبی، شکر سفید (تصفیه‌شده) تهیه‌شده از چغندر قند و آب مقطر^۴ خریداری شد. برای تهیه شربت شکر، شکر سفید و آب مقطر با نسبت ۲ (شکر) به ۱ (آب مقطر) مخلوط شده و سپس عسل‌های تقلبی با مخلوط کردن شربت شکر با درصد‌های تقلب (وزنی) صفر، ۲۰، ۳۵ و ۵۰ درصد به عسل طبیعی کنار تهیه شدند. به‌منظور انجام آزمایش، ۵ گرم از هر نمونه در داخل پتری دیش استرلیزه درون محفظه نمونه گذاشته شد و سپس وزن هر نمونه به‌وسیله ترازوی موجود در آزمایشگاه خواص فیزیکی گروه مهندسی ماشین‌های کشاورزی دانشگاه تهران (Sky-Jadever-max 600- e.g 100 g) اندازه‌گیری شد و هر گروه از نمونه‌ها، ۹ بار توسط بینی الکترونیک مورد آزمایش قرار گرفتند.

سامانه بینی الکترونیک

اساس سامانه‌های بینی الکترونیک بر پایه‌ی حسگرهای گازی است (Ghasemi-Varnamkhasi *et al.*, 2011). در سامانه ماشین‌بوایی ارائه‌شده، به دلیل پایداری شیمیایی بالا، حساسیت بالا، ساخت آسان و مناسب برای طیف وسیعی از مواد غذایی و محصولات کشاورزی از حسگرهای نیمه‌هادی اکسید فلزی (MOS) استفاده شد. سامانه موردنظر شامل تعدادی حسگر، محفظه حسگرها و نمونه، سامانه تحصیل داده، منبع تغذیه، شیرهای برقی، پمپ و کپسول اکسیژن است. شکل ۱ طرحواره‌ای از سامانه ماشین‌بوایی مورد نظر را نشان می‌دهد. سامانه طراحی شده شامل یک پمپ (ACO-5501 From Hailea Comoany, CHINA) با دبی ۱/۳ لیتر بر دقیقه است که در داخل محفظه نمونه قرار گرفته است. به‌منظور تأمین توان الکتریکی موردنیاز سیستم طراحی شده از دو منبع تغذیه ۵ و ۱۲ ولتی استفاده شد. همچنین از سه شیر الکترونیکی ۲/۲ یک‌چهارم اینچ ساخت شرکت دیگی پک چین که دارای ولتاژ تحریک ۱۲ ولت می‌باشند، استفاده شد. همچنین به‌منظور کنترل نرم‌افزاری سیستم،

ایزوتروپیک برای تشخیص صحت محصول غذایی به‌کار گرفته شده است. این فناوری‌ها، تحلیلی، دقیق و کارا هستند، اما دارای مشکلاتی مانند هزینه بالا، نیاز به کاربر متخصص، آماده‌سازی پر زحمت نمونه‌ها و زمان طولانی برای تحلیل می‌باشند (Roussel *et al.*, 2003). از دیگر مشکلات می‌توان به محدودیت‌های توانایی حسی انسان مانند سازگاری افراد (حساسیت کمتر زمانی که در مدت طولانی در معرض بو قرار گرفته باشند) و این‌که افراد نمی‌توانند برای ارزیابی بوی خطرناک مورداستفاده قرار گیرند، اشاره کرد (Nagle *et al.*, 1998).

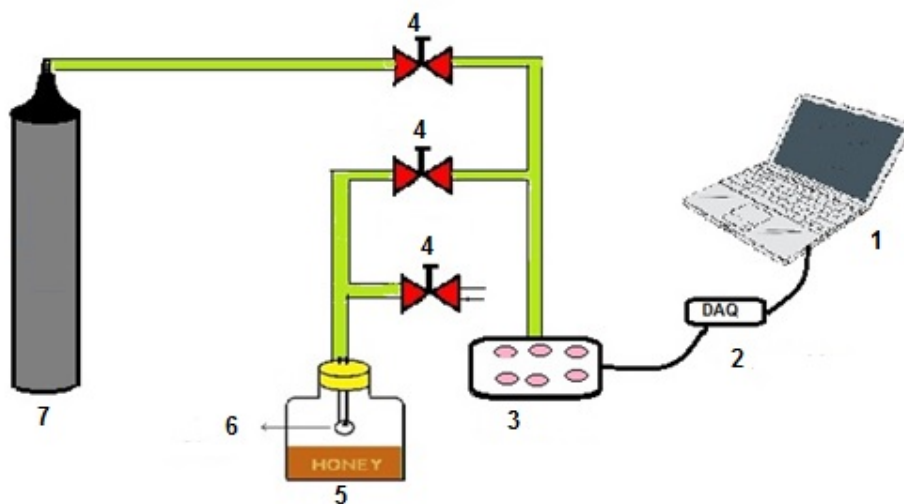
اخیراً یک فناوری تحلیلی با نام ماشین‌بوایی^۱ (بینی الکترونیک^۲) (الکترونیک^۳) توسعه یافته است که می‌تواند بوهای پیچیده را با استفاده از آرایه‌های حسگری^۳ تشخیص و نشان دهد (Mahmoudi, 2009) و شامل ترکیب عواملی مانند درک ما از سامانه بوایی انسان و پیشرفت‌های سریع در فناوری حسگرها و همچنین استفاده از الگوریتم تشخیص الگو برای آنالیز ترکیبات فرار است (Bhattacharyya and Bandhopadhyay, 2010; Ghasemi-Varnamkhasi *et al.*, 2011). استفاده عمده بینی الکترونیک در صنعت غذاست. بینی الکترونیک امکاناتی را برای توسعه دقیق و سریع، تعیین مدت عمر، تشخیص سریع میکروارگانیسم‌های نامطلوب و شناسایی سریع فساد ارائه می‌دهد. عطر و طعم عسل بستگی به عوامل مختلفی از جمله منشأ گیاه، موقعیت جغرافیایی، منبع توپولوژیک و روش فرآوری دارد (Radovic *et al.*, 2001; Bogdanov *et al.*, 2002) و لذا امکان شناسایی عسل تقلبی و اصل به‌وسیله حس کردن ترکیبات فرار وجود دارد و چندین محقق از بینی الکترونیک برای تعیین اصل و تقلبی بودن مواد غذایی مانند روغن آفتابگردان، روغن ذرت (Mildner-Szkudlarz *et al.*, 2010; Son *et al.*, 2009)، روغن کنجد (Hai and wang, 2006)، زعفران (Heidarbeigi *et al.*, 2015)، چای، قهوه و غیره استفاده کرده‌اند. آن‌ها محصولات تقلبی را با استفاده از بینی الکترونیک با سطح اطمینان ۹۵٪ شناسایی کردند. عطر و بو مشخصات مهمی از عسل را نشان می‌دهند و به‌عنوان مثال ترکیبات فرار به‌وسیله‌ی انواع مختلفی از سامانه‌های بینی الکترونیک تعیین می‌شود. براساس یک تحقیق صورت گرفته یک سامانه بینی الکترونیک مبتنی بر اکسید فلزی (zNose™) استفاده شد و درصد نسبتاً بالای طبقه‌بندی صحیح را برای انواع عسل‌های متفاوت و محلول‌های شکر به‌دست آوردند (Lammertyn *et al.*, 2004). همچنین یک نوع سامانه ماشین‌بوایی برای تشخیص تقلب در عسل‌های متفاوت با درصد‌های متفاوت شکر را در نمونه‌های عسل بررسی کردند و درصد‌های بالاتر

- 1- Machine Olfaction
- 2- Electronic Nose
- 3- Sensor Array

4- Distilled water

تشخیص و ارزیابی مواد غذایی به کار می‌روند که در این تحقیق از آنها استفاده شده است.

ولتاژ تحریک شیرهای الکترونیکی توسط یک مدار طراحی شده به پنج ولت کاهش یافت. حسگرهای نیمه‌هادی اکسید فلزی از حسگرهای پرتعداد و پرکاربرد هستند که در سامانه‌های بینی الکترونیک برای



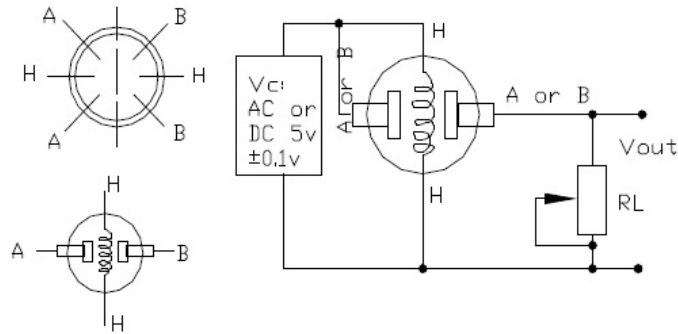
شکل ۱- طرحواره سامانه ماشین بویایی: ۱- رایانه ۲- سامانه تحویل داده (دیتالاگر) ۳- محفظه حسگرها ۴- شیرهای برقی ۵- محفظه نمونه ۶- پمپ ۱/۳ لیتر بر دقیقه ۷- کپسول اکسیژن

Fig. 1. Schematic of a machine olfaction system: 1- PC 2-Data acquisition system 3- Sensors array 4- Solenoid valves 5- Samples chamber 6- Pump 7- Oxygen capsule

جدول ۱- حسگرهای استفاده شده در سامانه بینی الکترونیک و مشخصات آنها

Table 1- Sensors used in electronic nose, main applications and detection ranges

گاز تشخیص دهنده Detectable gases	دامنه تشخیص (ppm) Detection ranges (ppm)	حسگر Sensor
الکل Alcohol gas	10-300	MQ3
ال بی جی و گازهای طبیعی LPG and natural gases	300-10000	MQ5
کربن مونواکسید- گازهای احتراق پذیر CO and combustible gas	10-1000 CO, 100-10000 Combustible gas	MQ9
هیدروژن سولفید H ₂ s	1-200	MQ136
نیتروژن اکسید، کلر، اوزون NO ₂ , Cl ₂ , Ozon	10-1000ppb	MQ131
آمونیاک، سولفید بنزن Ammonia, Sulfide, Benzen	10-10000	MQ135



شکل ۲- مدار حسگر (راست) و روش قرار دادن پایه‌های حسگر در مدار (چپ)

Fig. 2. Sensor circuitry (Right), Configuration of the bases of a sensor in the circuit (Left)

مدت ۱۲۰ ثانیه از روی حسگرها عبور داده می‌شود. در مرحله تزریق، فضای هد توسط پمپی که در محفظه نمونه تعبیه شده است، بر روی حسگرها به مدت ۲۰۰ ثانیه تزریق می‌شود، در این مرحله ولتاژ خروجی هر حسگر بسته به نوع و میزان حساسیت آن، تغییر می‌کند. در مرحله پاک‌سازی حسگرها و محفظه، گاز اکسیژن به مدت ۱۰۰ ثانیه از روی حسگرها عبور داده می‌شود تا اثری از بو باقی نمانده باشد و بدین ترتیب حسگرها را تمیز می‌کند. همچنین در این قسمت بوی مانده در داخل محفظه نمونه توسط پمپ موجود در داخل محفظه، خارج می‌شود. پاسخ حسگر در ۴۲۰ ثانیه به وسیله یک سامانه تحصیل داده (دیتالاگر) (NI USB-6009, National Instrument) وصل شده به یک رایانه شخصی و برنامه‌ریزی شده با نرم‌افزار LabView 2012 به دست آمد.

جمع‌آوری و ذخیره می‌شود.

تجزیه و تحلیل داده‌ها

اولین مرحله در تجزیه و تحلیل داده‌ها، پیش‌پردازش سیگنال‌های حسگرها است. پیش‌پردازش اطلاعات، تأثیر زیادی بر روی عملکرد روش‌های تشخیص الگو دارد و نیز تا حدی وابسته به نوع حسگرها بوده و معمولاً متفاوت است (Pearce *et al.*, 2003). اولین مرحله پیش‌پردازش، تصحیح پاسخ حسگرها با توجه به خط مبنا (پاسخ پایدار) آن است که به منظور جبران انحراف و افزایش قدرت تشخیص حسگرها به کار می‌رود. برای استخراج ویژگی‌ها از سیگنال‌های به دست آمده، زمان بندی ارائه شده در شکل ۳ مورد استفاده قرار گرفت. سه روش مورد استفاده در پیش‌پردازش سیگنال‌ها در جدول ۲ نشان داده شده است.

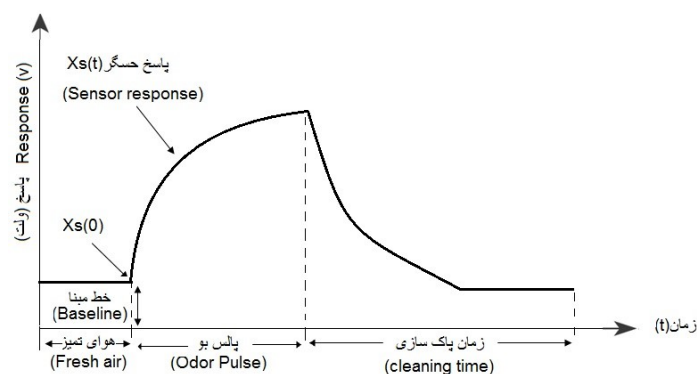
در این پژوهش، روش کسری به کار رفته است. در این روش، خط مبنا $(x_s(0))$ از پاسخ حسگری $(x_s(t))$ کم می‌شود و سپس نتیجه بر پاسخ حسگر تقسیم می‌شود. پاسخ پیش‌پردازش شده $(y_s(t))$ بی‌بعد و نرمال شده است و پاسخ حسگرهایی که ذاتاً سطح پاسخ بالا و یا پایینی دارند را جبران می‌کند (Arshak *et al.*, 2004).

شش حسگر نیمه‌هادی اکسید فلزی (MOS)، نوع MQ، در سامانه بینی الکترونیک به کار رفته است که ویژگی‌های آن‌ها در جدول ۱ نشان داده شده است. این حسگرها در روی برد الکترونیک مبتنی بر مدار حسگر که توسط سازنده پیشنهاد شده، نصب شد. شکل ۲ یکی از مدارهای حسگر را نشان می‌دهد. پاسخ شش حسگر به وسیله یک سامانه تحصیل داده (دیتالاگر) (NI USB-6009, National Instrument) وصل شده به یک رایانه شخصی و برنامه‌ریزی شده با نرم‌افزار LabView 2012 به دست آمد.

روش انجام آزمایش

نمونه در داخل محفظه نمونه گذاشته شده و اجازه داده می‌شود که محفظه با گاز نمونه پر شود. این فضای نمونه سپس به محفظه حسگرها انتقال می‌یابد. بعد از مدتی، فضای هد حسگرها از محفظه حسگرها پاک شده و با هوای پاک جایگزین می‌شود و پاسخ حسگرها مجدداً به مقدار خط مبنا بر می‌گردد. هر حسگر، داده را جمع‌آوری کرده و به یک سیگنال الکتریکی که مناسب برای تجزیه و تحلیل کامپیوتری باشد تبدیل می‌کند (Ghasemi-Varnamkhasti *et al.*, 2011). سامانه ماشین بویایی برای سه فاز تصحیح خط مبنا، تزریق بوی نمونه و پاک کردن حسگرها و محفظه نمونه با هوای پاک (اکسیژن) برنامه‌ریزی شده است.

برای انجام آزمون روی نمونه‌های عسل، در ابتدا به منظور اختلاط هوای داخل محفظه با بوی نمونه، به مدت ۱۵۰۰ ثانیه منتظر مانده (که این عدد بسته به نوع محصول و میزان بوی ساطع شده متغیر بوده و معمولاً به صورت سعی و خطا به دست می‌آید) و سپس آزمایش شروع می‌شود. در مرحله تصحیح خط مبنا، به منظور پاک‌سازی محفظه حسگرها و رسیدن پاسخ حسگرها به خط مبنا، اکسیژن به



شکل ۳- پاسخ حسگر به بوی نمونه
 Fig. 3. Sensory response to sample odor

جدول ۱ - روش‌های پیش‌پردازش‌سازی داده‌ها (Arshak et al., 2004)

Table 2- The methods of pre-processing of data (Arshak et al., 2004)

فرمول ریاضی Mathematical formula	روش Method
$y_s(t) = x_s(t) - x_s(0)$	تفاضلی Differential
$y_s(t) = x_s(t) / (x_s(0))^{-1}$	نسبی Relative
$y_s(t) = (x_s(t) - x_s(0)) / (x_s(0))^{-1}$	کسری Fractional

تفکیک خطی، اولین روش طبقه‌بندی است که توسط فیشر به‌عنوان یک تحلیل چندمتغیره معرفی شد (Fisher 1936). در این روش هدف این است که داده‌های مربوط به یک کلاس تا حد امکان در زیر فضای ایجادشده به هم نزدیک و داده‌های کلاس‌های مختلف از هم دور باشند. به‌عبارت دیگر پراکندگی بین کلاس داده‌ها حداکثر و پراکندگی درون کلاس‌ها حداقل شود (Tudu et al., 2008).

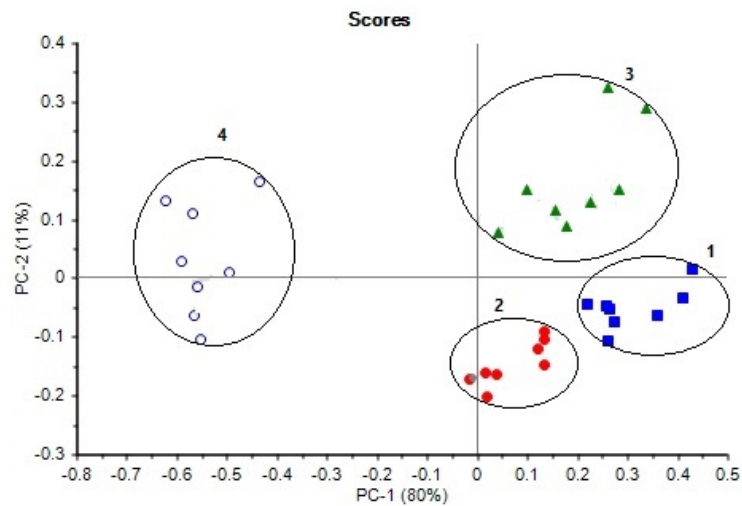
روش ANN به‌کار رفته در این پژوهش، یک شبکه عصبی MLP با سه لایه، شامل لایه ورودی، لایه خروجی و لایه پنهان^۶ است. هر واحد در لایه پنهان و لایه خروجی مانند یک پرسپترون^۷ عمل می‌کند با این تفاوت که تابع استفاده شده به‌جای تابع آستانه‌ای^۸، تابع سیگموئید^۹ است. واحدهای لایه ورودی صرفاً وظیفه توزیع مقادیر ورودی به لایه بعدی را برعهده دارند، بنابراین هیچ محاسبه‌ای را انجام نمی‌دهند (Haykin, 1999).

در یک سامانه ماشین بویایی، حسگرها و موتور طبقه‌بندی الگو دو عضو اصلی هستند. بعد از جمع‌آوری داده‌ها، آن‌ها با تحلیل مؤلفه اصلی^۱ (PCA)، تحلیل تفکیک خطی^۲ (LDA) و همچنین شبکه عصبی مصنوعی^۳ (ANN) مورد بررسی قرار گرفتند. PCA یک روش چندمتغیره بدون ناظر^۴ است و روشی شناخته‌شده در فشرده‌سازی داده‌های خطی و استخراج ویژگی‌ها می‌باشد. تحلیل مؤلفه‌های اصلی می‌تواند برای کاهش ابعاد داده مورد استفاده قرار گیرد، به این ترتیب مؤلفه‌هایی از مجموعه داده را که بیشترین تأثیر در واریانس را دارد حفظ می‌کند (Li et al., 2007). روش PCA به‌صورت گسترده برای مشخص کردن الگوها و طبقه‌بندی داده‌ها به‌کار می‌رود و به نحوی داده‌ها را بیان می‌کند که شباهت‌ها و تفاوت‌های بین آن‌ها مشخص‌تر شود (Mahmoudi, 2009).

روش LDA یک روش طبقه‌بندی نظارت‌شده^۵ است، تحلیل

6- Hidden layer
 7- Perceptron
 8- Threshold
 9- Sigmoid

1- Principal Component Analysis
 2- Linear Discriminant Analysis
 3- Artificial Neural Network
 4- Unsupervised
 5- Supervised



شکل ۴- نمودار PCA برای تشخیص تقلب در عسل کنار

Fig. 4. PCA score for adulteration detection in Kenar honey

به‌منظور تعیین وجود خوشه‌های مجزای داده‌ها برای تشخیص الگو به‌کار می‌رود (Heidarbeigi *et al.*, 2015). سطح تقلب در چهار سطح ۰، ۲۰، ۳۵ و ۵۰ درصد مورد بررسی قرار گرفت. در تحلیل آماری برای هر نمونه عسل تقلبی، ۹ تکرار با حسگرهای بینی الکترونیکی مورد آزمایش قرار گرفت؛ بنابراین در مجموع ۳۶ نمونه برای این قسمت در داده‌برداری مورد استفاده قرار گرفت. نمودار PCA در قالب PC1-PC2 یعنی دو مؤلفه اصلی اول، ۹۱٪ واریانس (PC1 = ۸۰٪ و PC2 = ۱۱٪) بین عسل کنار و تقلب‌های آن را در بر می‌گیرد.

از آن جایی که نمونه‌ها در نمودار اسکور^۲ به‌خوبی جدا شده‌اند، نمودار لودینگ^۳ به‌منظور تعیین نقش متغیرها (حسگرها) در جداسازی گروه‌ها بررسی شد. در نمودارهای لودینگ می‌توان نقش نسبی حسگرهای بینی الکترونیکی را برای هر مؤلفه اصلی نشان داد. هرچه مقدار لودینگ یک حسگر بر روی محور مؤلفه‌های اصلی بیشتر باشد، یعنی نزدیکی بیشتر به دایره بیرونی آن، می‌توان نتیجه گرفت که نقش آن در کاربرد مورد نظر و تشخیص و تمایز بین نمونه‌ها بیشتر است. همچنین اگر حسگرها تأثیر کمی در فرآیند تشخیص داشتند می‌توان آن‌ها را از آرایه حسگری حذف کرد تا هزینه ساخت آرایه حسگری سامانه ماشین بویایی کاهش یابد. همچنین در نمودار لودینگ شکل ۵ که نمودار متغیرها نیز خوانده می‌شود، اطلاعاتی در مورد متغیرهای مورد نظر در مدل PCA به‌دست

برای شش حسگر در مجموعه آرایه‌ها، ANN شش ورودی با داده‌های نرمال شده از سیگنال اندازه‌گیری شده دارد و لایه خروجی، چهار گره برای طبقه‌بندی چهار نوع سطح تقلب عسل را دارد. در ANN تابع فعال‌سازی سیگموئید (tanh) در لایه خروجی و مخفی استفاده شده و سپس شبکه ایجاد و با الگوریتم Levenberg-Marquardt آموزش داده می‌شود. این الگوریتم که مبتنی بر خطای مربعات میانگین^۱ (MSE) است، برای به‌دست آوردن شبکه بهینه‌شده‌ی گره‌های مختلف در لایه مخفی استفاده می‌شود. شبکه، برای حداقل کردن خطای مربعات میانگین بین خروجی‌های شبکه و مقدار واقعی آموزش داده شد. پردازش داده‌ها در نرم‌افزارهای Unscrambler X 10.3 و NeuralSolution5، Microsoft Excel (CAMOAS, Norway) انجام شد.

نتایج و بحث

نتایج PCA

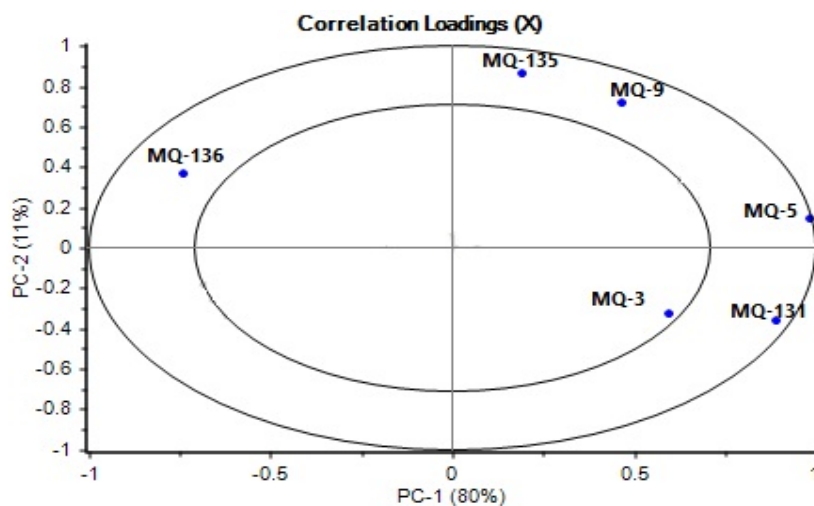
PCA پیچیدگی مجموعه داده‌ها را کاهش می‌دهد و بدون اطلاعاتی از طبقه‌بندی نمونه‌ها و تنها براساس واریانس داده‌ها اجرا می‌گردد، نمودار اسکور مؤلفه‌های اصلی در شکل ۴ نشان داده شده است که مؤلفه‌های اول و دوم (PC1 و PC2) واریانس بین داده‌های حاصل از اندازه‌گیری نمونه‌ها را بیان می‌کنند. دو مؤلفه اصلی دلالت بر بیشینه مقدار واریانس در داده‌های اصلی را دارد. نمودار اسکور

1- Score Plot
2- Loading Plot

1- Mean Square Error

همبستگی منفی بین آن‌هاست. حسگر MQ-3 کمترین نقش را در تشخیص عسل تقلبی دارد و می‌توان نتیجه گرفت که گاز الکل کمترین تأثیر را در طبقه‌بندی عسل‌ها دارد و به‌منظور کاهش هزینه آرایه حسگری می‌توان این حسگر را حذف نمود.

می‌آید. همبستگی متغیرها با استفاده از نمودار لودینگ، بهتر قابل درک است. نمودارهای لودینگ دو مؤلفه اصلی نشان می‌دهد که حسگرهای MQ-5 و MQ-131 بر روی مؤلفه اصلی اول و حسگر MQ-135 بر روی مؤلفه دوم بیشترین مقدار را دارند که بیان‌گر



شکل ۵- نمودار لودینگ تحلیل PCA در تشخیص تقلب در عسل
Fig. 5. PCA Loading plot for honey adulteration detection

در داده‌های اصلی دارد. مؤلفه‌های در بردارنده بیشترین واریانس بر محور جدیدی توزیع می‌شوند تا نمودار کلاس‌ها ایجاد شود که نمودار اسکور خواننده می‌شود. عملکرد روش LDA برای تشخیص عسل تقلبی کنار با استفاده از اعتبارسنجی Leave-One-Out تخمین زده شد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، نمودار اسکور تفکیک‌شده روش LDA در شکل ۶، درصد تشخیص ۱۰۰٪ را برای طبقه‌بندی عسل‌های تقلبی کنار نشان می‌دهد. همچنین ماتریس اغتشاش تشخیص عسل تقلبی کنار در جدول ۳ آورده شده است که حاکی از این است که این روش قادر است همه‌ی نمونه عسل‌های تقلبی را به‌خوبی تشخیص دهد.

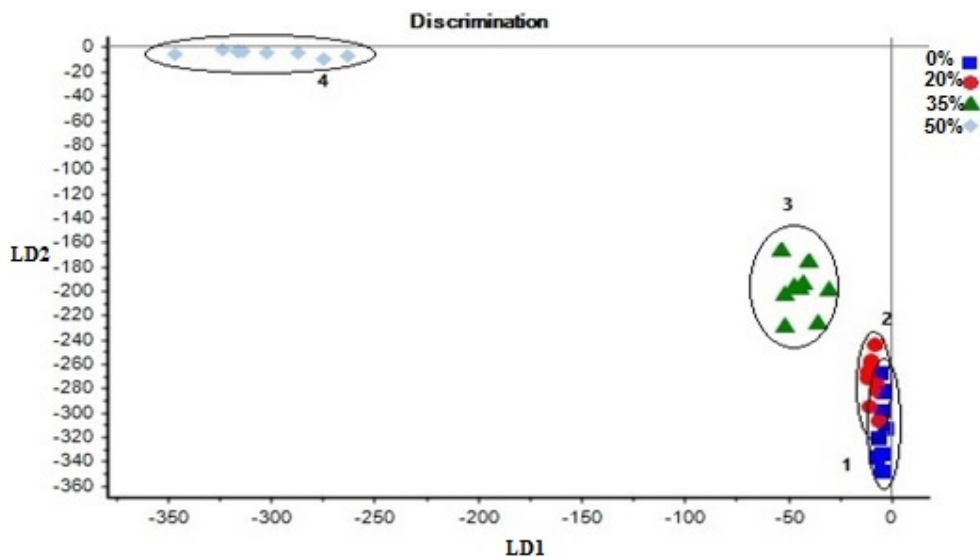
نتایج LDA

پاسخ حسگرها بعد از اعمال روش پیش‌پردازش کسری، به‌عنوان ورودی روش تحلیل تفکیک خطی در نظر گرفته شد. این روش از روش‌های پرکاربرد طبقه‌بندی و یک روش طبقه‌بندی پارامتری احتمالاتی است که واریانس بین گروه‌ها را بیشینه کرده و واریانس درون کلاس‌ها را با استفاده از بردن داده‌ها از فضای با بعد بالاتر به بعد پایین‌تر، به حداقل می‌رساند. به این ترتیب، تعدادی از توابع تفکیک خطی متعامد برابر با تعداد طبقات منهای یک به‌دست می‌آید. نمودار اسکور در شکل ۶ با توجه به دو مؤلفه اصلی اول (LD1- LD2) تصویر شده‌اند. دو مؤلفه اصلی دلالت بر بیشینه مقدار واریانس

جدول ۳- ماتریس اغتشاش طبقه‌بندی LDA

Table 3- Classification confusion matrix of LDA

نمونه‌ها Samples	0%	20%	35%	50%
0%	8	0	0	0
20%	0	8	0	0
35%	0	0	8	0
50%	0	0	0	8
درصد جداسازی صحیح Correct separation rate	100%	100%	100%	100%



شکل ۶- نمودار LDA برای نمونه‌های عسل تقلبی
 Fig. 6. LDA score for adulterated honey samples

جدول ۴- ماتریس اغتشاش طبقه‌بندی شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

Table 4- Classification confusion matrix of ANN

نمونه‌ها Samples	0%	20%	35%	50%
0%	9	0	0	0
20%	0	9	0	0
35%	0	0	9	0
50%	0	0	0	9
درصد جداسازی صحیح Correct separation rate	100%	100%	100%	100%

مخفی و خروجی استفاده شد. بهترین مدل شبکه عصبی دارای یک لایه ورودی با ۶ متغیر ورودی (حسگرها)، یک لایه مخفی با ۸ نرون و یک لایه خروجی با ۴ متغیر خروجی است. این مدل بیشترین ضریب همبستگی (۰/۹۹۸) و کمترین مقدار MSE (۰/۰۰۱۵) را نشان می‌دهد. دقت طبقه‌بندی برای تشخیص سطوح مختلف تقلب در عسل کنار ۱۰۰٪ حاصل شد (جدول ۴) و بدین ترتیب روش موردنظر توانست همه نمونه‌ها را به خوبی تشخیص دهد که این خود قابلیت بالای سامانه ماشین بویایی در آشکارسازی تقلب در عسل کنار را نشان می‌دهد.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش یک سامانه بینی الکترونیک کم‌هزینه بر پایه حسگرهای نیمه‌هادی اکسید فلزی به منظور تشخیص تقلب در عسل کنار مورد استفاده قرار گرفت. این ابزار به تجهیزات خاص و پر هزینه آزمایشگاهی نیاز نداشته و یک وسیله قابل اتکا در ثبت تغییرات بین

نتایج ANN

در این تحقیق از روش شبکه عصبی پس انتشار خطا^۱ برای طبقه‌بندی سطوح مختلف تقلب در عسل استفاده شد. ارزیابی عملکرد شبکه‌های طراحی شده با استفاده از میانگین مربعات خطا (MSE) و ضریب همبستگی (r) تعیین می‌شود. برای آموزش شبکه، تغییر در تعداد نرون‌های لایه پنهان و میانگین مربعات خطا انجام می‌شود. کلیه داده‌ها به سه قسمت آموزش (۶۰٪)، اعتبارسنجی (۲۰٪) و آزمایش (۲۰٪) تقسیم شدند و تعداد مختلفی از نرون‌ها در لایه مخفی و همچنین توابع فعال‌سازی گوناگونی برای لایه خروجی بررسی شد. برای نمونه‌های سطوح مختلف تقلب در عسل کنار، ۸ نرون در یک لایه مخفی به دست آمد که از حداقل انحراف معیار برخوردار است و نتایج آن ثبات بیشتری دارد. الگوریتم آموزش شبکه، روش لونبرگ مارکوارت بود و از تابع فعال‌سازی تانژانت هیپربولیک برای لایه

1- Back Propagation Error

مربوط به اهداف تعیین شده کمک می‌کند. با انجام دادن آنالیز لودینگ، قابلیت حسگرها محاسبه شده و مشخص شد که آرایه حسگری موردنظر برای تشخیص تقلب در عسل می‌تواند قابل قبول باشد. نتایج هر سه روش در تشخیص تقلب در سطوح مختلف در عسل‌ها این امکان را به ما می‌دهد که تحقیقات بیشتری در تشخیص آلودگی، جعل و طبقه‌بندی دیگر محصولات غذایی و کشاورزی به وسیله سامانه بینی الکترونیک انجام شود.

سطوح مختلف تقلب است و به راحتی قابل استفاده می‌باشد. PCA، LDA و ANN به منظور بررسی توانایی ماشین بویایی در تشخیص تقلب در عسل کنار مورد استفاده قرار گرفتند. برای تشخیص تقلب با استفاده از ماشین بویایی، نتایج شامل ۹۱٪ واریانس به روش PCA، ۱۰۰٪ و ۱۰۰٪ دقت طبقه‌بندی به ترتیب برای روش‌های LDA و ANN بود. آگاهی از توانایی آرایه حسگری ما را در تصمیم‌گیری مناسب برای انتخاب، تغییر و یا حتی ساخت حسگرهای

References

- Anklam, E. 1998. A review of the analytical methods to determine the geographical and botanical origin of honey. *Food chemistry* 63: 549-562.
- Arshak, K., E. Moore, G. M. Lyons, J. Harris, and S. Clifford. 2004. A review of gas sensors employed in electronic nose applications. *Sensor review* 24: 181-198.
- Bhattacharyya, N. R. Bandhopadhyay. *Electronic nose and electronic tongue*. Pages 73-100. *Nondestructive Evaluation of Food Quality*, Springer.
- Bogdanov, S. P. Martin. 2002. Honey authenticity: a review. *Mitt. Lebensm. Hyg* 93: 232-254.
- Cotte, J. F. O., H. Casabianca, S. Chardon, J. Lheritier, and M. F. Grenier-Loustalot. 2003. Application of carbohydrate analysis to verify honey authenticity. *Journal of Chromatography* 1021: 145-155.
- Cotte, J. F. O., H. Casabianca, B. Giroud, M. Albert, J. Lheritier, and M. F. Grenier-Loustalot. 2004. Characterization of honey amino acid profiles using high-pressure liquid chromatography to control authenticity. *Analytical and bioanalytical chemistry* 378: 1342-1350.
- de Rodriguez, G. O., B. S. de Ferrer, A. Ferrer, and B. Rodriguez. 2004. Characterization of honey produced in Venezuela. *Food Chemistry* 84: 499-502.
- Fisher, R. A. 1936. The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of human genetics* 7: 179-188.
- Ghasemi-Varnamkhasti, M., S. S. Mohtasebi, M. L. Rodriguez-Mendez, J. Lozano, S. H. Razavi, and H. Ahmadi. Potential application of electronic nose technology in brewery. *Trends in Food Science & Technology* 22: 165-174.
- Hai, Z. J. Wang. 2006. Electronic nose and data analysis for detection of maize oil adulteration in sesame oil. *Sensors and Actuators B: Chemical* 119: 449-455.
- Haykin, S. 1999. Multilayer perceptrons. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation* 2: 156-255.
- Heidarbeigi, K., S. S. Mohtasebi, A. Foroughirad, M. Ghasemi-Varnamkhasti, Sh. Rafiee, and K. Rezaei. Detection of adulteration in saffron samples using electronic nose. *International Journal of Food Properties* 18: 1391-1401.
- Lammertyn, J., E. A. Veraverbeke, and J. Irudayaraj. 2004. zNose™ technology for the classification of honey based on rapid aroma profiling. *Sensors and actuators B: Chemical* 98: 54-62.
- Li, C., P. Heinemann, and R. Sherry. 2007. Neural network and Bayesian network fusion models to fuse electronic nose and surface acoustic wave sensor data for apple defect detection. *Sensors and Actuators B: Chemical* 125: 301-310.
- Mahmoudi, E. 2009. Electronic nose technology and its applications. *Sensors & Transducers* 107: 17.
- Mateo, R. F. Bosch-Reig. 1998. Classification of Spanish unifloral honeys by discriminant analysis of electrical conductivity, color, water content, sugars, and pH. *Journal of Agricultural and Food Chemistry* 46: 393-400.
- Mildner-Szkudlarz, S., and H. H. Jeleń. 2010. Detection of olive oil adulteration with rapeseed and sunflower oils using mos electronic nose and SMPE-MS. *Journal of food quality* 33: 21-41.
- Nagle, H. T., R. Gutierrez-Osuna, and S. S. Schiffman. 1998. The how and why of electronic noses. *IEEE spectrum* 35: 22-31.
- Pearce, T. C., J. W. Gardner, S. Friel, P. N. Bartlett, and N. Blair. 1993. Electronic nose for monitoring the flavour of beers. *Analyst* 118: 371-377.
- Radovic, B. S., M. Careri, A. Mangia, M. Musci, M. Gerboles, and E. Anklam. 2001. Contribution of dynamic headspace GC-MS analysis of aroma compounds to authenticity testing of honey. *Food*

- Chemistry 72: 511-520.
21. Roussel, S., V. Bellon-Maurel, J. M. Roger, and P. Grenier. 2003. Authenticating white grape must variety with classification models based on aroma sensors, FT-IR and UV spectrometry. *Journal of Food Engineering* 60: 407-419.
 22. Son, H. J., J. H. Kang, E. J. Hong, C. L. Lim, J. Y. Choi, and B. S. Noh. 2009. Authentication of sesame oil with addition of perilla oil using electronic nose based on mass spectrometry. *Korean Journal of Food Science and Technology* 41: 609-614.
 23. Subari, N., J. Mohamad Saleh, A. Y. Md Shakaff, and A. Zakaria. A hybrid sensing approach for pure and adulterated honey classification. *Sensors* 12: 14022-14040.
 24. Tomás-Barberán, F. A., I. Martos, F. Ferreres, B. S. Radovic, and E. Anklam. 2001. HPLC flavonoid profiles as markers for the botanical origin of European unifloral honeys. *Journal of the Science of Food and Agriculture* 81: 485-496.
 25. Tudu, B., B. Kow, N. Bhattacharyya, and R. Bandyopadhyay. 2008. Comparison of multivariate normalization techniques as applied to electronic nose based pattern classification for black tea. Pages 254-258. *Sensing Technology, 2008. ICST 2008. 3rd International Conference on: IEEE.*
 26. Zakaria, A., A. Y. M. Shakaff, M. J. Masnan, M. N. Ahmad, A. H. Adom, M. N. Jaafar, S. A. Ghani, A. H. Abdullah, A. H. A. Aziz, and L. M. Kamarudin. A biomimetic sensor for the classification of honeys of different floral origin and the detection of adulteration. *Sensors* 11: 7799-7822.

Detecting Adulteration in Lotus Honey Using a Machine Olfactory System

M. Hajinezhad¹ - S. S. Mohtasebi^{2*} - M. Ghasemi-varnamkhasti³ - M. Aghbashlo⁴

Received: 10-01-2016

Accepted: 27-08-2016

Introduction

Honey is a supersaturated sugar and viscose solution taken from the nectar of flowers, collected and modified by honeybees. Many producers of honey add some variety of sugars in honey that make difficulties with detection of adulterated and pure honey. Flavor is one of the most important parameters in the classification of honey samples and the smell emitted by the honey depending on the different flowers and constituents that could be different. This causes using an electronic nose system to detect honey adulteration.

Materials and Methods

Honey samples used in this study were lotus honey that was supplied from a market in Karaj city, Alborz province, Iran. Adulterated honey, along with percentages of fraud (by weight) of zero, 20, 35 and 50 percent, was prepared by mixing sugar syrup. Each group of samples, nine times were tested by the electronic nose system. The proposed system, consists of six metal oxide semiconductor sensors, sensor chamber, sample chamber, data acquisition systems, power supply, electric valves, and pumps. Electronic nose is planned for three-phase system baseline correction, the smell of sample injection and cleaning of the sensor and sample chambers with clean air (Oxygen). Responses of the sensors were collected and stored in 420 seconds by a data acquisition system and LabView ver 2012 software. We used fractional method in this study, in order to improve the quality of the information available and to optimize the array output before passing it on to the pattern recognition system. Linear Discriminant Analysis (LDA), Principal Component Analysis (PCA) and Artificial neural network (ANN) were the methods used for analyzing and recognizing pattern of electronic nose signals. Data processing was carried out using Microsoft Excel, neuralsolution 5 and Unscrambler X 10.3 (CAMO AS, Norway).

Results and Discussion

PCA Results

PCA reduces the complexity of the data-set and is performed with no information on the classification of samples. It is based on the variance of the data-set. For PCA analysis, overall PC1 and PC2 explained 91% of the total variance among Lotus honey samples and the adulterations (PC1=80% and PC2=11%). The results indicate that it is clearly possible to recognize Lotus honey with adulterant using electronic nose systems.

LDA Results

The LDA method for the detection of adulterated honey samples using leave-one-out validation was estimated. The method is most widely used as a method of classification that maximizes variance between the clusters and minimizes variance of within classes. By applying LDA on the collected data, 100% accurate classification for detecting of honey and their adulterations was obtained. It can also be concluded that this method could recognize adulterated honey samples properly.

ANN Results

1- M.Sc. Graduated in Biosystems Engineering, University of Tehran

2- Professor, Engineering and Technology Faculty, University of Tehran

3- Assistant Professor, Department of Mechanical Engineering of Biosystems, Faculty of Agriculture, Shahrekord University

4- Assistant Professor, Engineering and Technology Faculty, University of Tehran

(*- Corresponding Author Email: Mohtaseb@ut.ac.ir)

The back propagation multilayer perceptron algorithm was used to classify and to detect honey and adulterated types. Performance evaluations of each designed networks were compared by mean square error (MSE) and correlation coefficient (r). The data were divided to three subsets: 60% was used for training, 20% for testing and the remaining 20% were kept for cross validation. After network training and validation using optimized ANN model, i.e. 6-8-4 structure, success rate for 4 outputs (0, 20, 35 and 50% adulterated levels) were found to be 100%. After detecting adulteration, e-nose system accompanied with ANN can accurately classify honey from honey mixtures with fraud materials.

Conclusions

An electronic nose based on six metal oxide semiconductor sensors was used to detect adulterated honey samples. Electronic nose system can successfully classify between original honey and the adulterated one by pattern recognition method. The PCA, LDA and ANN techniques and analyzes of the electronic nose were very useful for evaluating the quality of the lotus honey. The results of these methods were used to classify the fraud in Lotus honey. However, there is a need to do more researches on the detection of adulteration in other agricultural and food products by electronic nose system.

Keywords: Adulterated honey, Electronic nose, Principle component analysis, Sugar