

طبقه‌بندی عسل‌های با منشأ گیاهی مختلف با استفاده از یک سامانه ماشین بویایی

محمد حاجی‌نژاد^۱، سید سعید محتسبی^{۲*}، مهدی قاسمی ورنامخواستی^۳، مرتضی آغاباشلو^۴

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی و فناوری دانشگاه تهران

۲. استاد، دانشکده مهندسی و فناوری دانشگاه تهران

۳. استادیار، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهرکرد

۴. استادیار، دانشکده مهندسی و فناوری دانشگاه تهران

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۶/۱۷ - تاریخ تصویب: ۱۳۹۴/۱۲/۱)

چکیده

عسل مایعی شیرین و گرانبه است که زنبور عسل آن را از شهد گل‌ها تولید می‌نماید. عسل به طور کلی یک ترکیب محلول در آب بسیار غلیظ قندی است که به لحاظ داشتن برخی مواد تخمیری در تبادلات غذایی و کمک به هضم غذا، بالاترین مرتبه را در میان غذاها دارد. بو یکی از پارامترهای مهم در طبقه‌بندی عسل است و گازهایی که در بوی عسل دخالت دارند حاصل از بوی گرده گل‌های جمع‌آوری شده توسط زنبور عسل و فعالیت‌های آن برای تبدیل گرده به عسل است. بنابراین بوی ساطع شده از عسل بسته به گل‌های مختلف، می‌تواند متفاوت باشد. همین عوامل سبب استفاده از یک سامانه ماشین بویایی بر پایه حسگرهای نیمه هادی اکسید فلزی (MOS) به منظور طبقه‌بندی عسل‌های با منشأ گیاهی مختلف گردیده است. هفت نوع عسل با منشأهای گیاهی مختلف تهیه شده و از هر کدام ۱۰ نمونه و جمعاً ۷۰ نمونه، هر کدام به وزن ۵ گرم آماده شدند. سپس نمونه‌ها در داخل پتری دیش استریلیزه گذاشته شده و مورد آزمایش قرار گرفتند. آزمایش در سه مرحله تصحیح خط مبنا، تزریق گاز نمونه و پاک‌سازی حسگرها انجام گرفت. داده‌ها با روش پیش‌پردازش کسری برای جلوگیری از برازش بیش از حد و همچنین کاهش داده‌های ورودی، نرمال‌سازی شدند. تحلیل مولفه 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 گردیدند. برای طبقه‌بندی عسل‌های با منشأ گیاهی مختلف با استفاده از ماشین بویایی، نتایج شامل ۹۷٪ واریانس به روش PCA، و دقت طبقه‌بندی برای روش‌های LDA و ANN به ترتیب ۸۷٫۳٪ و ۸۸٫۵٪ بود. نتایج حاصله نشان داد که سامانه ماشین بویایی مورد استفاده در این پژوهش، می‌تواند یک ابزار قابل اعتماد برای طبقه‌بندی عسل‌های با منشأ گیاهی مختلف باشد.

واژه‌های کلیدی: تحلیل مولفه اصلی، تحلیل تفکیک خطی، شبکه عصبی مصنوعی، حسگرهای گازی، کیفیت

مقدمه

مقررات و استانداردهای حاکم بر مواد غذایی، معیارهای اساسی کیفیت را برای عسل‌های موجود در بازار تعیین کرده است اما در کنار بازاریابی محصول به طور مثال عسل، اطلاعات مفید دیگری درباره محصول مانند منشأ گیاهی یا جغرافیایی اغلب بر روی برچسب محصول اعلام می‌شود. این اطلاعات اضافی، قیمت و تصمیم مشتری قبل از خرید را تحت تاثیر قرار می‌دهد و معمولاً مورد استقبال قرار می‌گیرد. هم‌اکنون روش اصلی برای تعیین منشأ گیاهی، بررسی محتوای گرده رسوب نامحلول است (گرده شناسی^۱). اما این روش باید با تعیین پارامترهای فیزیکی و شیمیایی و تحلیل حسگری همراه شود تا نتایج فراتر

از هر گونه شک و تردید، مورد بررسی قرار گیرند (Kenjeric *et al.*, 2009). به منظور ارزیابی کاربرد، روش‌هایی برای تعیین منشأ گیاهی 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, 1997)، ترکیب آمینو اسید (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). مشخصات شکر نتایج بسیار خوبی را در تشخیص تقلب به وسیله اضافه کردن شربت شکر (Cotte *et al.*, 2003) و همچنین در طبقه‌بندی بسیاری از انواع عسل‌ها بر حسب منشأ گیاهی داده است (Mateo and

* نویسنده مسئول: mohtaseb@ut.ac.ir

مکانیزم دستگاه zNose™ با دستگاه استفاده شده تفاوت دارد، همچنین از حسگرهای متفاوتی استفاده شده است و نیز می‌توان به عسل‌های بومی استفاده شده داخل ایران که در مقاله استفاده شده است اشاره نمود. یک سامانه بینی الکترونیک مبتنی بر آرایه حسگرهای شیمیایی غیرانتخابی، توانایی طبقه‌بندی صحیح ۱۰۰٪ را برای چهار نوع عسل تک گله را دارد، در نتیجه یک روش قابل اعتمادی است که کاربردش می‌تواند در مقیاس‌های وسیع‌تر مورد مطالعه قرار گیرد (Benedetti, 2004).

روش‌های تحلیلی و کمی مانند کروماتوگرافی مایع با عملکرد بالا^۲ (HPLC) و کروماتوگرافی تبادل آنیونی با عملکرد بالا^۳ (HPAEC) به طور معمول به منظور تعیین کیفیت عسل به کار برده می‌شوند (Wang et al. 2010; Cozzolino et al. 2011). این روش‌ها پرزحمت، وقت‌گیر، نیاز به مهارت‌های تحلیلی قابل توجه شامل تعداد زیادی تیمار خسته کننده و پیچیده‌ای از نمونه‌ها و کاربرد مواد ارگانیک و خطرناک که دارای هزینه‌های بالایی برای انبار و دفع هستند می‌باشند. علاوه بر این، هر یک از ویژگی‌های کیفی مورد علاقه، به یک روش تحلیلی خاص نیاز دارند و فقط تعداد محدودی از نمونه‌ها می‌توانند مورد تحلیل قرار گیرند (Huang et al, 2015). بنابراین، توسعه روش‌های سریع، ساده، کارآمد، غیر تهاجمی و همچنین روش‌های تجزیه و تحلیل دقیق برای بازرسی کیفی عسل ضروری می‌باشد. به عنوان یک روش هدف، خودکار و غیر مخرب، ماشین بویایی دارای امتیازات حساسیت بالا و همبستگی با داده‌های ناشی از پانل‌های حسی انسان، سهولت عمل و مقرون به صرفه بودن، زمان کمتر برای تجزیه و تحلیل می‌باشد (Peris and Escuder-Gilabert, 2009). به طور کلی هدف از انجام این پژوهش، بررسی امکان‌سنجی کاربرد یک نوع سامانه ماشین بویایی برای طبقه‌بندی عسل‌های با منشأ گیاهی مختلف که در ایران تولید می‌شوند، می‌باشد.

مواد و روش‌ها

نمونه‌ها

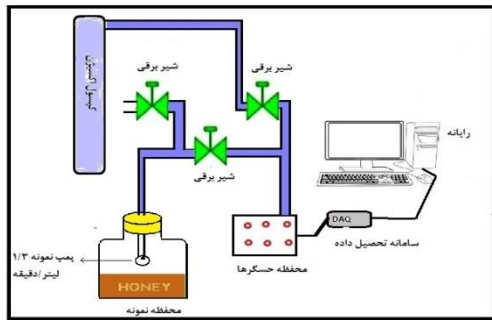
نمونه‌های عسل استفاده شده در این پژوهش، هفت نوع عسل بودند که از مناطق مختلف ایران تهیه شد. این عسل‌ها با نام‌های ۱- عسل آویشن^۴ کرج^۵ ۲- عسل آویشن و گون^۶ مزرعی پردیس کشاورزی کرج ۳- عسل گون پردیس

(Bosch-Reig, 1997). عسل اسطوخودوس^۱ به دلیل محتوای بسیار زیاد فنیل آلانین آمینواسید مشخص می‌شود (Hermosín, 2003; Cotte et al., 2004)، اما این روش (زیادی فنیل آلانین آمینواسید)، نتایج قابل قبولی در خصوص دیگر عسل‌ها ارائه نمی‌دهد. یکی از روش‌های ابزاری جدید که اخیراً در حال استفاده است و برای طبقه‌بندی و تجزیه و تحلیل کیفیت غذا می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد ماشین بویایی (بینی الکترونیک) است. بینی الکترونیک اساساً مجموعه‌ای گسترده از حسگرهای شیمیایی انتخابی است که اطلاعات شیمیایی را به سیگنال‌های الکتریکی تبدیل می‌کند. سیگنال‌های الکتریکی سپس تقویت شده و به وسیله یک نرم افزار تخصصی اجرا شده بر روی PC به منظور تجزیه و تحلیل و تشخیص الگو آنالیز شده و به صورت دیجیتالی ثبت می‌شود (Persaud and Dodd, 1982).

از آنجا که بینی الکترونیک از ترکیبات فرار برای شناسایی و دسته بندی نمونه‌ها استفاده می‌کند، نظارت بر تغییرات تدریجی در مواد غذایی به صورت زمان واقعی تا زمانی که تغییرات در ترکیب فرار منعکس می‌شود، امکان پذیر است (Kenjerić et al, 2009). بینی الکترونیک بر روی طیف وسیعی از کاربردها جهت تجزیه و تحلیل مواد غذایی مانند نظارت بر تازگی ماهی (O'Connell et al., 2001)، طبقه بندی رسیدگی میوه (Brezmes et al., 2000)، نظارت بر تولید و عمر دهی پنیر (Drake et al., 2003; O'Riordan and Delahunty, 2003) به طور موفقیت آمیزی اعمال شده است. عطر و بو مشخصه های مهمی از عسل را نشان می‌دهند و به عنوان مثال ترکیبات فرار، به وسیله‌ی انواع مختلفی از سامانه‌های بینی الکترونیک که برای تعیین منشأ گیاهی عسل به کار می‌روند، تعیین می‌شوند (Ampuero et al., 2004; Lammertyn et al., 2004; Benedetti et al., 2004). مطالعه Ampuero et al. (2004) با یک سامانه بینی الکترونیک مبتنی بر اکسید فلزی و نمونه‌برداری ریز استخراج فاز جامد (SPME) به منظور دسته بندی نمونه عسل‌ها انجام شده و نتایج قابل قبولی را نشان داد. همچنین اگر روش‌های کلاسیک برای توصیف ویژگی‌ها استفاده می‌شد، امکان طبقه‌بندی صحیح نمونه‌های غیرمعمول که به عنوان داده‌های پرت تشخیص داده نشده بود را فراهم می‌آورد. همچنین Lammertyn et al. (2004) یک سامانه بینی الکترونیک مبتنی بر اکسید فلزی (zNose™) را به کار بردند و درصد نسبتاً بالای طبقه بندی صحیح را برای انواع عسل‌های متفاوت و محلول‌های شکر به دست آوردند. از تفاوت این کار با کارهای دیگر که ذکر شده است می‌توان به این نکته اشاره نمود که کلا

2. High-performance liquid chromatography
3. High-performance anion-exchange chromatography
4. Thyme
5. Karaj
6. Milk vetch

1. Lavender

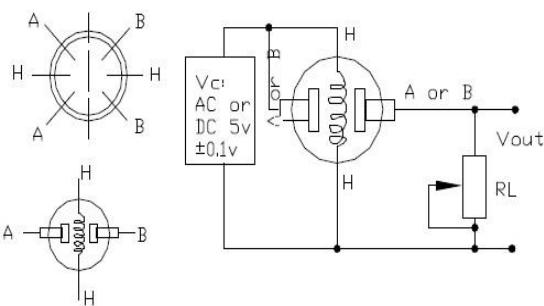


شکل ۱- طرح واره سامانه ماشین بویایی

پاسخ شش حسگر به وسیله یک سامانه تحویل داده (NI USB-6009, National Instrument) با حساسیت ۰/۳۰۵، وصل شده به یک رایانه شخصی برنامه‌ریزی شده با نرم افزار Lab View 2012، دریافت گردید. نمونه‌ها در داخل محفظه نمونه گذاشته شده و اجازه داده می‌شود که محفظه با گاز نمونه پر شود. این فضای نمونه سپس به محفظه حسگر انتقال می‌یابد.

جدول ۱. حسگرهای استفاده شده در سامانه بینی الکترونیک و ویژگی‌های آن‌ها (Heidarbeigi et al, 2015)

حسگر	گاز تشخیص دهنده	دامنه تشخیص (ppm)
MQ3	الکل	۱۰-۳۰۰
MQ5	ال پی جی و گازهای طبیعی	۳۰۰-۱۰۰۰۰
MQ9	کربن مونواکسید- گازهای احتراق پذیر	۱۰-۱۰۰۰ کربن منو
MQ136	هیدروژن سولفید	اکسید و ۱۰۰-۱۰۰۰۰
MQ131	اوزون، NO2, Cl2	گازهای احتراق پذیر
MQ135	آمونیاک، سولفیدوبنزن	۱-۲۰۰
		۱۰-۱۰۰۰
		۱۰-۱۰۰۰۰



شکل ۲. مدار حسگر (چپ) و روش قرار دادن پایه‌های حسگر روی مدار (راست) (HANWEI ELECTRONICS CO., LTD)

بعد از مدتی، فضای هد^۳ حسگرها از محفظه حسگرها پاک شده و با هوای پاک جایگزین می‌شود و پاسخ حسگر به مقدار خط مبنا^۴ برمی‌گردد. هر حسگر داده را جمع‌آوری کرده و به یک سیگنال الکتریکی که مناسب برای تجزیه و تحلیل

کشاورزی کرج ۴- عسل چند گله اردبیل^۱ ۵- عسل تقلبی اردبیل ۶- عسل چند گله ورزقان-آذربایجان شرقی^۲ ۷- عسل مخلوط آویشن و گون کرج بودند. لازم به ذکر است که مورد ۷ (مخلوط آویشن و کرج) از مخلوط ۵۰٪ نمونه‌ی ۱ (عسل آویشن کرج) و ۵۰٪ نمونه‌ی ۳ (عسل گون پردیس کشاورزی کرج) تهیه شد. در حالی که مورد ۲ عسلی است که زنبور عسل از مزارعی که اطراف آنها گیاهان آویشن و گون است تغذیه کرده است.

به منظور انجام آزمایش، ۵ گرم از هر نمونه در داخل یک پتری دیش استریلیزه در محفظه نمونه گذاشته شد. وزن هر نمونه به وسیله ترازوی موجود در آزمایشگاه خواص فیزیکی پردیس کشاورزی و منابع طبیعی- دانشگاه تهران (Sky-Jadever-max 600- e. g 100 g) اندازه‌گیری شد. برای هر گروه از نمونه‌ها، آزمایشات ده بار تکرار گردید.

سامانه بینی الکترونیک

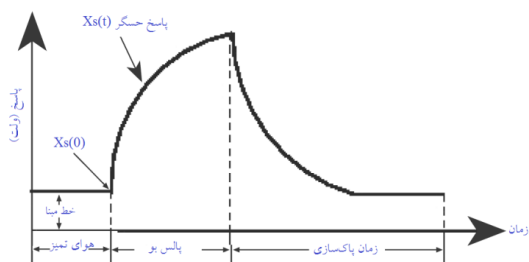
اساس سامانه‌های بینی الکترونیک برپایه‌ی حسگرهای گازی است (Ghasemi-Varnamkhasti et al., 2011). در سامانه ارائه شده در این تحقیق، از حسگرهای نیمه هادی اکسید فلزی (MOS) استفاده شد. سامانه مورد نظر شامل حسگرها، محفظه حسگرها و نمونه، سامانه تحویل داده، منبع تغذیه، شیرهای برقی، پمپ و کیپسول اکسیژن است. شکل (۱) طرح‌واره‌ای از سامانه ماشین بویایی مورد نظر را نشان می‌دهد. سامانه طراحی شده شامل یک پمپ (ACO-5501 from hailea comoany, CHINA) با دبی ۱/۳ لیتر بر دقیقه که در داخل محفظه نمونه قرار گرفته است، می‌باشد. حسگرهای نیمه هادی اکسید فلزی از حسگرهای پرترفدار و پر کاربرد هستند که در سامانه‌های بینی الکترونیک برای تشخیص و ارزیابی مواد غذایی به کار می‌روند، که در این تحقیق از آنها استفاده شده است.

یک آرایه مرکب از شش حسگر نیمه‌هادی اکسید فلزی (MOS)، نوع MQ (HANWEI Electronics Co., Ltd., Henan, China) در سامانه بینی الکترونیک به کار رفته است. ویژگی‌های حسگرهای مذکور در جدول ۱ نشان داده شده است. این حسگرها در روی یک برد الکترونیک که توسط سازنده پیشنهاد شده بود، نصب گردید. شکل ۲ یکی از مدارهای حسگر را نشان می‌دهد.

1. Head space
2. Baseline

1. Ardebil
2. Varzighan- Eastern Azarbaijan

شده $(y_s(t))$ بی بعد و نرمال شده است و حسگرهایی که ذاتاً سطح پاسخ بالا و پایینی دارند را جبران می کند (Arshak *et al.*, 2004).



شکل ۳. پاسخ یک حسگر به بوی نمونه (Heidarbeigi *et al.*, 2014)

دو نمونه از روش‌های تشخیص الگو وجود دارند که به صورت روش‌های آماری یا روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی استفاده می‌شوند (Jurs *et al.*, 2000). روش‌های آماری مانند تحلیل مولفه‌های اصلی^۱ (PCA)، تحلیل تفکیک خطی^۲ (LDA)، رگرسیون مولفه‌های اصلی^۳ (PCR)، کمترین مربعات جزئی^۴ (PLS) و الگوریتم‌های دسته‌بندی مانند K-MEANS پارامتریک هستند. روش‌های هوش مصنوعی شامل ANN^۵ (شامل ART، LVQ، MLP، SOM)، استنتاج فازی^۶ (FL) و الگوریتم ژنتیک^۷ (GA) هستند (Ghasemi-Varnamkhasti *et al.*, 2011). در این پژوهش، داده‌ها با استفاده از روش‌های آماری مانند تحلیل مولفه اصلی، تحلیل تفکیک خطی و شبکه عصبی مصنوعی مورد پردازش قرار گرفتند.

تجزیه و تحلیل داده‌ها

در یک سامانه ماشین بویایی، حسگرها و موتور طبقه‌بندی الگو دو عضو اصلی هستند. هدف این پژوهش طبقه‌بندی عسل‌های با منشاء گیاهی مختلف به وسیله ماشین بویایی است. بعد از جمع‌آوری داده‌ها، با استفاده از تحلیل مولفه اصلی (PCA)، تحلیل تفکیک خطی (LDA) و همچنین شبکه عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار گرفتند. PCA یک روش چند متغیره بدون ناظر^۸ است، و روشی شناخته شده در فشرده‌سازی داده‌های خطی و استخراج ویژگی‌ها می‌باشد. تحلیل مولفه‌های اصلی می‌تواند برای کاهش ابعاد داده مورد استفاده قرار گیرد، به این ترتیب مولفه‌هایی از مجموعه داده را که بیشترین تاثیر در

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) برنامه ریزی شده است.

نحوه‌ی انجام آزمایش بدین صورت است که ابتدا نمونه در داخل محفظه نمونه قرار داده و درب آن را می‌بندیم، برای انجام آزمون روی نمونه‌های عسل به منظور اختلاط هوای داخل محفظه با بوی نمونه به مدت ۱۵۰۰ ثانیه منتظر مانده و سپس شروع به آزمایش می‌کنیم. در مرحله تصحیح خط مبنا، به منظور پاکسازی محفظه حسگرها و رسیدن پاسخ حسگرها به خط مبنا، اکسیژن به 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 برنامه‌ریزی شده با نرم افزار Lab View 2012 جمع‌آوری و ذخیره می‌شود.

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

جدول ۲. روش نرمال سازی داده‌ها (Arshak *et al.*, 2004)

$y_s(t) = x_s(t) - x_s(0)$	تفاضلی
$y_s(t) = x_s(t) / x_s(0)$	نسبی
$y_s(t) = (x_s(t) - x_s(0)) / x_s(0)$	کسری

$x_s(t)$: پاسخ حسگر، $x_s(0)$: پاسخ خط مبنا و $y_s(t)$: پاسخ نرمال شده

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

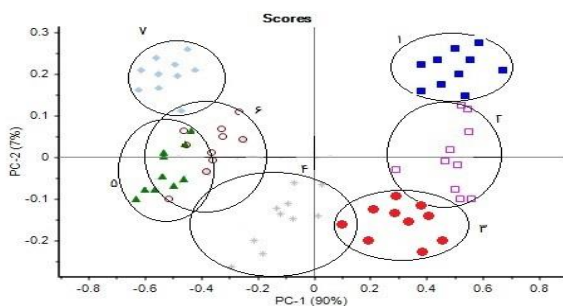
1. Principal Component Analysis
2. Linear Discriminant Analysis
3. Principal Component Regression
4. Partial Least Square
5. Artificial Neural Network
6. Fuzzy Logical
7. Genetic Algorithm
8. Unsupervised

بحث و نتایج

نتایج PCA

در تحلیل آماری برای هر نمونه عسل، ۱۰ تکرار با حسگرهای ماشین بویایی مورد آزمایش قرار گرفت. بنابراین در مجموع ۷۰ نمونه برای این قسمت از داده برداری مورد استفاده قرار گرفت. به منظور کاهش داده‌ها، روش کسری به کار گرفته شد. سپس روش تحلیل مولفه‌های اصلی PCA به منظور طبقه بندی عسل‌های با منشأ گیاهی مختلف با استفاده از داده‌های به دست‌آمده اجرا گردید. داده‌های حاصل از پردازش ذکر شده (روش کسری) به عنوان ورودی PCA مورد استفاده قرار گرفتند.

PCA پیچیدگی مجموعه داده‌ها را کاهش می‌دهد و بدون اطلاعاتی از طبقه‌بندی نمونه‌ها اجرا می‌گردد و در واقع تنها بر اساس واریانس داده‌ها است، نمودار اسکور مولفه‌های اصلی در شکل ۴ نشان داده شده است که مولفه‌های اول و دوم (PC1 و PC2) واریانس بین داده‌های حاصل از اندازه‌گیری نمونه‌ها را بیان می‌کند. دو مولفه اصلی دلالت بر بیشینه مقدار واریانس در داده‌های اصلی را دارد. نمودار اسکور به منظور تعیین وجود خوشه‌های مجزای داده‌ها برای تشخیص الگو به کار می‌رود (Heidarbeigi, 2014). نمودار PCA در قالب PC1-PC2 یعنی دو مولفه اصلی اول، ۹۷٪ واریانس (PC1 = ۹۰٪ و PC2 = ۷٪) بین نمونه‌های منشأ گیاهی مختلف را در بر می‌گیرند. در نمودار PCA نمونه‌های عسل به خوبی از هم جدا شده‌اند به جز نمونه‌ی ۵ (عسل آویشن) و نمونه‌ی ۶ (عسل مخلوط آویشن و گون) که با هم اشتراکات مکانی دارند که این اشتراک، حاصل مخلوط ۵۰٪ عسل آویشن (نمونه ۵) با ۵۰٪ عسل گون (نمونه‌ی ۲) است.



شکل ۴. نمودار اسکور PCA برای عسل‌های مختلف: ۱- عسل تقلبی اردبیل
۲- عسل گون ۳- عسل آویشن و گون ۴- عسل چند گله ورزقان ۵- عسل آویشن ۶- عسل مخلوط آویشن و گون (۵۰٪ عسل آویشن و ۵۰٪ عسل گون)
۷- عسل چندگله اردبیل

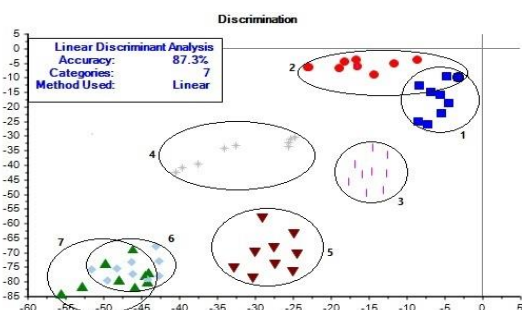
واریانس را دارد حفظ می‌کند (Li et al, 2007). روش PCA به صورت گسترده برای مشخص کردن الگوها و طبقه‌بندی داده‌ها به کار می‌رود، و به نحوی داده‌ها را بیان می‌کند که شباهت‌ها و تفاوت‌های بین آن‌ها مشخص‌تر شود (Mahmoudi, 2005).

روش LDA یک روش طبقه بندی نظارت شده^۱ است، تحلیل تفکیک خطی، اولین روش طبقه‌بندی است که توسط فیشر به عنوان یک تحلیل چند متغیره معرفی گردید (Fisher, 1936). در این روش، هدف این است که داده‌های مربوط به یک کلاس تا حد امکان در زیر فضای ایجاد شده به هم نزدیک و داده‌های کلاس‌های مختلف از هم دور باشند. به عبارت دیگر پراکندگی بین کلاس داده‌ها حداکثر و پراکندگی درون کلاس‌ها حداقل شود (Tudu, 2008).

روش ANN یک شبکه عصبی است که دارای سه لایه شامل لایه ورودی، لایه خروجی و لایه پنهان است. هر واحد در لایه پنهان و لایه خروجی مانند یک پرسپترون عمل می‌کند با این تفاوت که تابع استفاده شده به جای تابع آستانه‌ای^۲، تابع سیگموئید^۳ است. واحدهای لایه ورودی صرفاً وظیفه توزیع مقادیر ورودی به لایه بعدی را بر عهده دارند، بنابراین هیچ محاسبه‌ای را انجام نمی‌دهند (Haykin, 1999). برای شش حسگر در مجموعه آرایه‌ها، ANN شش ورودی با داده‌های نرمال شده از سیگنال اندازه‌گیری شده دارد و لایه خروجی، هفت گره برای طبقه‌بندی هفت نوع عسل با منشأ گیاهی مختلف 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^۴ (MSE) است، برای به دست آوردن شبکه بهینه شده‌ی گره‌های مختلف در لایه مخفی استفاده می‌شود. شبکه، برای حداقل کردن خطای مربعات میانگین بین خروجی‌های شبکه و مقدار واقعی، آموزش داده شد. سرانجام مدل بهینه انتخاب شده، دارای ساختار ۶-۱۱-۷ برای طبقه‌بندی عسل‌های با منشأ گیاهی مختلف را داشت. پردازش داده‌ها در نرم افزارهای Microsoft Excel، Unscrambler 10.3 (CAMO ASA, و NeuralSolution5 Norway) انجام شد.

1. Supervised
2. Threshold
3. Sigmoid
4. Mean Square Error

نظر می‌گیرد (Heidarbeigi et al., 2014). نمودار LDA برای سیگنال‌های حاصل از بینی الکترونیک در تشخیص نمونه‌های عسل با منشاء گیاهی مختلف در شکل ۶ نشان داده شده است. نتایج LDA درصد تشخیص ۸۷٫۳٪ را برای نمونه‌های عسل نشان می‌دهد. همان طوری که در شکل ۶ مشاهده می‌شود نمونه‌ها اکثراً به خوبی از هم جدا شده‌اند به جز نمونه‌های نمونه‌های ۶ (عسل آویشن) و ۷ (عسل چند گله اردبیل) که با هم تداخل دارند و این تداخل به این علت است که گیاه آویشن در مناطق چند گله اردبیل دارای گستردگی بیشتری می‌باشد. همچنین نتایج این روش به صورت ماتریس اغتشاش در جدول ۳ نمایش داده شده است.

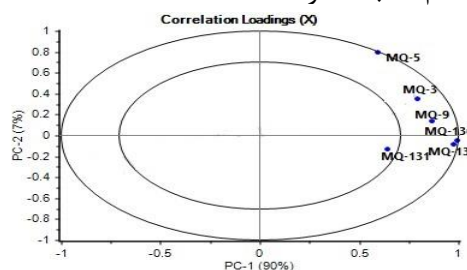


شکل ۶. نمودار LDA برای نمونه‌های عسل. ۱- عسل تقلبی اردبیل ۲- عسل آویشن و گون ۳- عسل گون ۴- عسل چندگله ورزقان ۵- عسل مخلوط آویشن و گون (۵۰٪ عسل آویشن و ۵۰٪ عسل گون) ۶- عسل آویشن ۷- عسل چندگله اردبیل

نتایج ANN

از الگوریتم پرسپترون چندلایه پس انتشار خطا به منظور طبقه‌بندی عسل‌های با منشا گیاهی مختلف با استفاده از داده‌های حاصل از بینی الکترونیک و اعمال روش پیش پردازش کسری به منظور کاهش داده‌ها به عنوان ورودی شبکه استفاده شد. لایه پنهان شامل چندین نرون است که نشان‌دهنده غیر خطی بودن شبکه است. جهت افزایش سرعت آموزش سیستم یک لایه پنهان برای شبکه در نظر گرفته شد. تابع فعال‌سازی تانژانت هیپربولیک برای لایه پنهان استفاده گردید. تعداد نرون‌ها در لایه پنهان معمولاً از طریق سعی و خطا تعیین می‌گردد. لایه خروجی با توجه به انواع حالت‌های مورد نظر بیان کننده مقادیر پیش بینی (مطلوب) است. ارزیابی عملکرد شبکه‌های طراحی شده با استفاده از میانگین مربعات خطا (MSE) و ضریب همبستگی (r) تعیین می‌گردد. برای آموزش شبکه، تغییر در تعداد نرون‌های لایه پنهان و میانگین مربعات خطا انجام می‌شود. داده‌ها به سه زیر مجموعه آموزش (۶۰٪)، معتبرسازی (۲۰٪) و آزمایش (۲۰٪) تقسیم گردید. تابع انتقال لایه مخفی و

نمودار لودینگ^۱ به منظور تعیین نقش متغیرها (حسگرها) در جداسازی گروه‌ها بررسی شد. در نمودارهای لودینگ می‌توان نقش نسبی حسگرهای بینی الکترونیک را برای هر مولفه اصلی نشان داد. هر چقدر مقدار لودینگ یک حسگر بر روی محور مولفه‌های 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 تاثیر کمی در فرایند تشخیص داشتند می‌توان آن‌ها را از آرایه حسگری حذف کرد، تا هزینه ساخت آرایه حسگری سامانه ماشین بویایی کاهش یابد (Heidarbeigi et al., 2014). همان طور که در شکل ۵ مشخص است، حسگر MQ-131 در میان حسگرها، کمترین نقش را در طبقه‌بندی دارد. عدم تغییرات قابل ملاحظه حسگر MQ-131 که مربوط به بوی اوزون، NO_2 ، CL_2 است بیانگر این حقیقت است که بوی این گازها در تفکیک عسل‌ها نقشی ندارند و می‌توان با توجه به لزوم کاهش هزینه ساخت ماشین بویایی، این حسگر را حذف نمود. از طرفی حسگرهای MQ-135، MQ-136 و MQ-5 بیشترین تاثیر را در طبقه بندی عسل‌ها دارند که با آزمایش GC-MS در تجزیه و تحلیل مواد فرار تولید شده در عسل‌های مختلف با هم مطابقت دارد.



شکل ۵. نمودار لودینگ تحلیل PCA در طبقه بندی عسل‌های با منشا گیاهی مختلف

نتایج LDA

تحلیل تفکیک خطی یکی از روش‌های رایج و موفق در کاهش بعد و طبقه‌بندی داده از فضای با بعد بالا به یک فضای با بعد کم است. در LDA کلاسیک نتیجه مطلوب در دستیابی به حداکثر تفکیک بین گروه‌های مختلف با به حداقل رساندن واریانس درون کلاس و به حداکثر رساندن واریانس بین طبقه‌های مختلف به طور همزمان، به دست می‌آید. این نتیجه به آسانی با حل مسأله مقدار ویژه محاسبه می‌شود. LDA اطلاعات مربوط به هر دو توزیع در کلاس و همچنین بین کلاس‌ها را در

1. Loading Plot
2. Eigen value

مختلف ۸۸٫۵٪ حاصل شد. جدول ۴ ماتریس اغتشاش ANN را برای نمونه‌های عسل نشان می‌دهد. همان‌طور که در جدول ۴ نشان داده شده است همه‌ی نمونه‌ها به جز نمونه ۲ (عسل آویشن و گون) و نمونه‌ی ۵ (مخلوط آویشن و گون) به خوبی درست تشخیص داده نشده‌اند که با توجه به تعدد گیاهان در این نمونه‌ها و مخلوط شدن مواد فرار در این عسل‌ها ANN به خوبی نتوانسته این نمونه‌ها را تشخیص دهد.

خروجی تابع لونیبرگ مارکوارت بود. با مقایسه اطلاعات به‌دست از میانگین مربعات خطا و درصد دقت شبکه‌های مختلف مقادیر به دست آمده برای شبکه با ۱۱ نرون در لایه پنهان از حداقل انحراف معیار برخوردار است و نتایج آن ثبات بیشتری دارد. پس از آموزش و اعتبارسنجی شبکه با استفاده از شبکه بهینه با ۶ متغیر ورودی (حسگرها) ، ۱۱ نرون در لایه مخفی و ۷ متغیر خروجی، دقت طبقه‌بندی صحیح برای عسل‌های منشأ گیاهی

جدول ۳. ماتریس اغتشاش طبقه بندی LDA برای عسل‌های با منشأ گیاهی مختلف

نمونه	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷
۱	۹	۰	۰	۰	۰	۰	۰
۲	۰	۸	۰	۰	۰	۰	۰
۳	۰	۰	۸	۰	۱	۰	۰
۴	۰	۰	۱	۶	۲	۰	۰
۵	۰	۰	۰	۳	۶	۰	۰
۶	۰	۰	۰	۰	۰	۹	۰
۷	۰	۱	۰	۰	۰	۰	۹

درصد جداسازی نمونه‌ها ۱۰۰٪، ۸۹٪، ۸۹٪، ۶۷٪، ۶۷٪، ۶۷٪، ۱۰۰٪

درصد تشخیص صحیح: ۸۷٫۳٪

۱- عسل تقلبی اردبیل ۲- عسل آویشن و گون ۳- عسل آویشن ۴- عسل چندگله اردبیل
۵- عسل مخلوط آویشن و گون (۵۰٪ عسل آویشن و ۵۰٪ عسل گون) ۶- عسل چند گله ورزقان ۷- عسل گون

جدول ۴. ماتریس اغتشاش طبقه بندی شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای نمونه‌های عسل

نمونه‌ها	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷
۱	۱۰	۳	۰	۰	۰	۰	۰
۲	۰	۷	۰	۰	۰	۰	۰
۳	۰	۰	۹	۰	۰	۰	۰
۴	۰	۰	۱	۱۰	۴	۰	۰
۵	۰	۰	۰	۰	۶	۰	۰
۶	۰	۰	۰	۰	۰	۱۰	۰
۷	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱۰

درصد جداسازی صحیح ۱۰۰٪، ۷۰٪، ۹۰٪، ۱۰۰٪، ۶۰٪، ۱۰۰٪، ۱۰۰٪

دقت طبقه‌بندی صحیح: ۸۸٫۵٪

۱- عسل تقلبی اردبیل ۲- عسل آویشن و گون ۳- عسل آویشن ۴- عسل چندگله اردبیل
۵- عسل مخلوط آویشن و گون (۵۰٪ عسل آویشن و ۵۰٪ عسل گون) ۶- عسل چند گله ورزقان ۷- عسل گون.

نتیجه گیری

در این پژوهش یک سامانه چند حسگری ماشین بویایی بر پایه حسگرهای نیمه هادی اکسید فلزی به منظور ایجاد روشی سریع، حساس و قابل اطمینان جهت طبقه‌بندی عسل‌های با منشأ گیاهی مختلف مورد ارزیابی قرار گرفت.

سامانه بینی الکترونیک به طور موفقیت آمیزی می‌تواند عسل‌های منشأ گیاهی مختلف را با استفاده از روش‌های تشخیص الگو طبقه‌بندی کند. تحلیل مولفه‌های اصلی (PCA) ، تحلیل تفکیک خطی (LDA) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای طبقه‌بندی نمونه عسل‌های منشأ گیاهی مختلف مورد

داده‌های حاصل از سیگنال‌های به دست آمده از آرایه حسگری بینی الکترونیک نشان داد که بالاترین دقت را روش PCA برای طبقه بندی عسل‌های با منشاء گیاهی مختلف دارد. نتایج هر سه روش در طبقه بندی عسل‌ها این امکان را به ما می‌دهد که تحقیقات بیشتری در طبقه بندی دیگر محصولات غذایی و کشاورزی به وسیله سامانه بینی الکترونیک انجام شود.

استفاده قرار گرفتند. نمودارهای به دست آمده اطلاعات قابل مقایسه ای را فراهم آورده و با توجه به نتایج حاصل از روش PCA و روش‌های طبقه بندی LDA و ANN، عملکرد مناسبی برای تمایز بین نمونه ها دارد. برای طبقه بندی عسل‌های با منشاء گیاهی مختلف با استفاده از ماشین بویایی، نتایج شامل ۹۷٪ واریانس به روش PCA، ۸۷٫۳٪ و ۸۸٫۵٪ دقت طبقه بندی به ترتیب برای روش‌های LDA و ANN بود. طبقه بندی

REFERENCES

- Ampuero, S; Bogdanov, S; Bosset, J-O (2004) Classification of unifloral honeys with an MS-based electronic nose using different sampling modes: SHS, SPME and INDEX. *European Food Research and Technology*, 218(2), 198-207.
- Anklam, E (1998) A review of the analytical methods to determine the geographical and botanical origin of honey. *Food Chemistry*, 63(4), 549-562. DOI: 10.1016/s0308-8146(98)00057-0.
- Arshak, K.; Moore, E.; Lyons, G.M.; Harris, J.; Clifford, S. A review of gas sensors employed in electronic nose applications. *Sensor Review*. 2004, 24(2), 181-198.
- Benedetti, S; Mannino, S; Sabatini, A G; Marcazzan, G L (2004) Electronic nose and neural network use for the classification of honey. *Apidologie*, 35(4), 397-402.
- Brezmes, J; Llobet, E; Vilanova, X; Saiz, G; Correig, X. (2000) Fruit ripeness monitoring using an electronic nose. *Sensors and Actuators B* 69(3), 223-229.
- Cotte, J F; Casabianca, H; Chardon, S; Lheritier, J; Grenierloustalot, M F (2003) Application of carbohydrate analysis to verify honey authenticity. *Journal of Chromatography, A* 102 (1-2), 145-155.
- Cotte, J F; Casabianca, H; Giroud, B; Albert, M; Lheritier, J; Grenier- Loustalot, M. F. (2004) Characterization of honey amino acid profiles using high-pressure liquid chromatography to control authenticity. *Analytical & Bioanalytical Chemistry*, 378(5), 1342-1350.
- Cozzolino, D., Corbella, E., & Smyth, H. (2011). Quality control of honey using infrared spectroscopy: a review. *Applied Spectroscopy Reviews*, 46(7), 523-538.
- Drake, M A; Gerard, P D; Kleinhenz, J P; Harper, W J (2003) Application of an electronic nose to correlate with descriptive sensory analysis of aged Cheddar cheese. *Lebensmittel- Wissenschaft Und-Technologie – Food Science and Technology*, 36(1): 13-20.
- Eklöv, T; Johansson, G; Winqvist, F; Lundström, I (1998) Monitoring sausage fermentation using an electronic nose. *Journal of the Science of Food & Agriculture*, 76, 525-532.
- Frane Čačić Kenjerić, Saverio Mannino, Simona Bennedetti, Ljiljana Primorac & Daniela Čačić Kenjerić .(2009). Honey botanical origin determination by electronic nose, *Journal of Apicultural Research*, 48, 2, 99-103.
- Ghasemi-Varnamkhashti, M.; Mohtasebi, S.S.; Rodriguez-Mendez, M.L.; Lozano, J.; Razavi, S.H.; Ahmadi, H. Potential application of electronic nose technology in brewery. *Trends in Food Science & Technology*. 2011, 22, 165-174.
- Haykin, S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Prentice Hall, New Jersey.1999.
- Hermosín, I; Chicón, R M; Cabezudo, M D (2003) Free amino acid composition and botanical origin of honey. *Food Chemistry*. 83(2), 263-268.
- Jurs, P.C.; Bakken, G.A.; McClelland, H.E. Computational Methods for the Analysis of Chemical Sensor Array Data from Volatile Analytes. *Chemical Reviews*. 2000, 100, 2649-2678.
- Heidarbeigi, K., Mohtasebi, S. S., Foroughirad, A., Ghasemi-Varnamkhashti, M., Rafiee, S., & Rezaei, K. (2015). Detection of adulteration in saffron samples using electronic nose. *International Journal of Food Properties*, 18(7), 1391-1401.
- Lammertyn, J; Veraverbeke, E A; Irudayaraj, J (2004) zNose™ technology for the classification of honey based on rapid aroma profiling. *Sensors and Actuators*, B98(1), 54-62.
- Mateo, R; Bosch-Reig, F (1998) Classification of Spanish unifloral honeys by discriminant analysis of electrical conductivity, colour, water content, sugars, and pH, *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 46(2), 393-400.
- O'connell, M; Valdora, G; Peltzer, G; Negri, R M (2001) A practical approach for fish freshness determination using a portable electronic nose. *Sensors and Actuators*, B 80(2), 149-154.
- Ojeda De Rodríguez, G; Sulbarán De Ferrer, B; Ferrer, A; Rodríguez, B (2004) Characterization of honey produced in Venezuela. *Food Chemistry*, 84(4), 499-502.
- O'riordan, P J; Delahunty, C M (2003) Characterisation of commercial Cheddar cheese flavour. 1: traditional and electronic nose approach to quality assessment and market classification *International Dairy Journal*, 13(5), 355-370.
- Pearce T.C., Gardner J.W., Friel S., Barlett P.N., Blair N. (2003) Electronic nose for monitoring the flavour of beers, *Analytist*, 118, 371-377.

- Peris, M., & Escuder-Gilabert, L. (2009). A 21st century technique for food control: electronic noses. *Analytica Chimica Acta*, 638(1), 1–15.
- Persaud, K; Dodd, G (1982) Analysis of discrimination mechanisms in the mammalian olfactory system using a model nose. *Nature*, 299, 352-355.
- Tomás-Barberán, F; Martos, I; Ferres, F; Radovic, S B; Anklam, E (2001) HPLC flavonoid profiles as markers for the botanical origin of European unifloral honeys. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 81(5), 485-496.
- Tudu, B., Kow, B., Bhattacharyya, N., & Bandyopadhyay, R. (2008, November). Comparison of multivariate normalization techniques as applied to electronic nose based pattern classification for black tea. In *Sensing Technology, 2008. ICST 2008. 3rd International Conference on* (pp. 254-258). IEEE.
- Wang, J., Kliks, M. M., Jun, S., Jackson, M., & Li, Q. X. (2010). Rapid analysis of glucose, fructose, sucrose, and maltose in honeys from different geographic regions using Fourier transform infrared spectroscopy and multivariate analysis. *Journal of Food Science*, 75(2), C208–C214.