

Development and Evaluation of an Expert System for Detecting *Merops apiaster* Attack to the Beehive in Order to Reduce Mortality

ZAHRA ABDOLAHZARE¹, NAVAB KAZEMI¹, SAMAN ABDANAN MEHDIZADEH^{1*}

1. Mechanics of Biosystems Engineering and Mechanization Department, Faculty of Agricultural Engineering and Rural Development, Agricultural Sciences and Natural Resources University of Khuzestan. Ahvaz, Iran

(Received: Feb. 24, 2019- Revised: Sep. 10, 2019- Accepted: Oc. 8, 2019)

ABSTRACT

Active monitoring of beehive using sensor network that can record all of the hive conditions for recognition of living status of beehives, could help beekeepers to make a proper decision while attacking foreign enemies, and prevent the collapse of the hive. To this end, in this study, an expert system for detection of *Merops apiaster* attack was developed which is including: temperature, sound, humidity and ethanol sensors. The data was collected for two conditions (i. e. normal and *apiaster* attack conditions) and different features in two time and frequency domains were extracted. After that, the most significant features were selected and classified using GA (Genetic Algorithm) and K-NN, respectively. According to results, among 19 selected features, 5 features namely spectral entropy, sound energy, sound maximum, alcohol minimum, and natural frequency were selected as the most effective features with 8967, 6018, 1321, 1287, and 809 occurrence, respectively. K-NN classification had 100% accuracy, precision, recall, Fscore, specificity, and Gmean and zero false positive rate which indicates proper performance of expert system for detection of *apiaster* attack to the beehives.

Key words: smart hive, *Merops apiaster*, Genetic Algorithm, K-nearest neighborhood

ساخت و ارزیابی سامانه خبره تشخیص حمله زنبورخوار به کندو به منظور کاهش تلفات

زهرا عبدالله زارع^۱، نواب کاظمی^۱، سامان آبدانان مهدی زاده^{۱*}

۱. گروه مکانیک بیوسیستم و مکانیزاسیون، دانشکده مهندسی زراعی و عمران روستایی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان، اهواز، ایران

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۱۲/۵ - تاریخ بازنگری: ۱۳۹۸/۶/۱۹ - تاریخ تصویب: ۱۳۹۸/۷/۱۶)

چکیده

نظارت فعالانه کندو با استفاده از یک شبکه حسگر که قادر به ثبت و ضبط تمامی شرایط کندو جهت شناخت شرایط زندگی زنبورهای درون کندو باشد، کمک شایانی به اتخاذ تصمیم توسط زنبوردار در شرایط حمله دشمنان خارجی و جلوگیری از فروپاشی جمعیت زنبورعسل می‌نماید. بدین منظور در پژوهش حاضر سامانه‌ای خبره جهت تشخیص حمله پرنده زنبورخوار شامل حسگرهای دما، صوت، رطوبت و اتانول توسعه یافت. پس از جمع‌آوری داده‌ها تحت دو شرایط نرمال و حمله پرنده زنبورخوار (سبزقبا) و استخراج ویژگی در دو حوزه زمان و فرکانس، انتخاب ویژگی با استفاده از الگوریتم ژنتیک و سپس طبقه‌بندی ویژگی‌ها با استفاده از K نزدیکترین همسایه^۱ صورت پذیرفت. بر اساس نتایج بدست آمده از بین ۱۹ ویژگی انتخاب شده، پنج ویژگی شامل آنترابی طیفی، انرژی صوت، شدت بیشینه صوت، کمینه الکل و فرکانس غالب به ترتیب با ۸۹۶۷، ۶۰۱۸، ۱۳۲۱، ۱۲۸۷ و ۸۰۹ وقوع به عنوان تأثیرگذارترین ویژگی‌ها وارد طبقه‌بند شدند. طبقه‌بند KNN برای معیارهای صحت، دقت، حساسیت، نمره F، خصوصیت و میانگین هندسی بیشینه (۱۰۰٪) و نرخ مثبت کاذب (FPR) کمینه (صفر) شد که نشان دهنده عملکرد خوب سامانه خبره تشخیص حمله پرنده به کندو است.

واژه‌های کلیدی: کندوی هوشمند، پرنده زنبورخوار (سبزقبا)، الگوریتم ژنتیک، طبقه‌بند KNN

مقدمه

امروزه زنبورداری به عنوان یکی از رشته‌های دامداری در تمام کشورهای جهان به رسمیت شناخته شده است. زنبور عسل مهم‌ترین حشره‌ای است که وظیفه گرده افشانی گیاهان گلدار را به عهده دارد. با استفاده از زنبور عسل برای گرده افشانی درختان میوه، علاوه بر افزایش معنی‌دار در تولید محصول، مقدار قابل توجهی عسل موم، بره موم، گرده، شاه انگبین و ژله رویال نیز تولید می‌شود (Gaga & Esaulov, 2016). از میان تمام حشراتی که با گل‌ها سروکار دارند، تنها زنبور عسل است که به راحتی توسط انسان قابل پرورش، نگهداری و جابه‌جایی است. همین امر باعث شده انسان به بررسی زندگی این موجود مفید پرداخته و در نحوه پرورش آن جدیدترین روش‌ها و تکنولوژی‌ها را به کار گیرد. کشور ایران از نظر تولید عسل (تولید سالانه ۸۱ هزار تن) در رتبه هشتم دنیا قرار دارد، این در صورتی است که در سطح کشور حدود ۷۴ هزار نفر به صنعت زنبورداری مشغول هستند (Anonymous, 2019). لازم به ذکر است که پرورش زنبورعسل و سرمایه‌گذاری در این زمینه به عنوان شغل دوم یا فرعی در نظر گرفته می‌شود و همین امر باعث شده که مدیریت جمعیت زنبور

عسل برای زنبورداران مسئله‌ای پیچیده و با مشکلات فراوانی همراه باشد. مدیریت صحیح این دام کوچک مستلزم شناخت کافی از نحوه زندگی و رفتارهای فردی و جمعی آن می‌باشد. از جمله مشکلاتی که وجود دارد ازدیاد جمعیت زنبور عسل است که در این صورت یک جمعیت به دو جمعیت کوچکتر تقسیم می‌شود. در واقع تعدادی از زنبورها به همراه ملکه از کندو خارج می‌شوند و به مکان دیگری مهاجرت می‌کنند که این امر باعث خسارت به زنبوردار و تضعیف کندو می‌شود. از طرفی عوامل خارجی مانند آفات و شکارچیان، ریزگردها و حتی سم پاشی مزارع اطراف محل زندگی زنبورها ممکن است ملکه و زنبورها را مجبور به ترک کندو نمایند و به مکان امن دیگری مهاجرت نمایند و کندو خالی شود که به اصلاح زنبورداران فرار اتفاق می‌افتد (Kridi et al, 2014; Ferrari et al, 2008).

تشخیص از راه دور و خودکار حالت‌های کلونی زنبورعسل، شامل وقایع مربوط به هجوم عوامل خارجی و فرار یکی از جنبه‌های زنبورداری دقیق می‌باشد. زنبورداری دقیق استراتژی مدیریت زنبورعسل را بر اساس نظارت کلونی‌های زنبورعسل به طور انفرادی جهت حداقل سازی مصرف منبع و حداکثرسازی

شرایط زندگی برای زنبورهای درون کندو ثبت و ضبط نماید، می‌تواند کمک شایانی به اتخاذ تصمیم توسط زنبوردار در شرایط حمله زنبورخوار و جلوگیری از فروپاشی جمعیت زنبورعسل نماید. بنابراین برای جلوگیری از فروپاشی جمعیت زنبورعسل، در بررسی حاضر به انجام پایش کندوهای زنبورعسل به صورت غیر تهاجمی و جهت تعیین بهترین روش و زمان تشخیص حمله پرنده زنبورخوار به کلونی زنبورعسل پرداخته شد.

مواد و روش‌ها

هوشمندسازی کندوی زنبورعسل جهت پایش و ارزیابی مزرعه‌ای

در تحقیق حاضر شش کندو با قاب‌های زنبور یکسان و جمعیت متوسط (حدود ۲۰ هزار نفر زنبور) استفاده شد؛ سه عدد از این کندوها جهت پایش رفتار زنبورها، تحت شرایط مختلف زندگی به ابزار دقیق مجهز گردیدند. سامانه توسعه یافته جهت جمع‌آوری داده در مزارع دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان، واقع در شهرستان ملاثنانی طی مدت سه فصل قرار داده شد. شرایط آب و هوایی (دما، سرعت باد، فشار اتمسفر و بارش باران) در طول استقرار برای بررسی و تجزیه و تحلیل اثر دما و شرایط محیطی از نزدیکترین ایستگاه هواشناسی دریافت گردید. برای بدست آوردن اهداف از پایش تعیین شده شامل تشخیص شرایط نامناسب کندو و کنترل شرایط موجود، دستگاه شبکه‌های حسگر بی‌سیم با دو نوع گره کم توان درون کندو برای پشتیبانی از چندین حسگر پیش‌بینی شد (شکل ۱). مطابق شکل (۱) دو گره توسعه یافته در سامانه کندو هوشمند عبارتند از (۱) گره تشخیص گازه‌های درون کندو و (۲) گره شرایط عمومی کندو جهت اندازه‌گیری دیگر پارامترهای مهم شامل دما، رطوبت و صدا.

سامانه مورد نظر شامل یک میکروکنترلر ATmega1281 می‌باشد که به منظور استفاده بهینه از منبع توان الکتریکی، از داده‌برداری اول تا داده‌برداری دوم سامانه وارد خواب (deep sleep) شده و میزان مصرف انرژی الکتریکی آن در حد نانوامپر می‌رسد.

در گره تشخیص گاز، حسگر تشخیص گاز الکل (مدل MQ-3، دقت ۰/۰۵ میلی‌گرم بر لیتر، کشور چین) و در گره شرایط عمومی کندو حسگر دما و رطوبت (مدل HDC1080، صحت رطوبت نسبی $\pm 2\%$ و دما ± 0.2 درجه سلسیوس، کشور چین) دارای ارتباط I2C و ماژول اندازه‌گیری صوت (مدل KY-037، دقت یک دهم دسی‌بل کشور چین) قرار داشتند. به منظور جلوگیری از اشباع و تنظیم حسگرها از پیش تقویت‌کننده‌ها نیز استفاده گردید. بعلاوه یک آزمون از دو گره در کندو پس از استقرار

بهره‌وری زنبورها، ترقی می‌دهد (Zacepins et al, 2015; Zacepins et al, 2012).

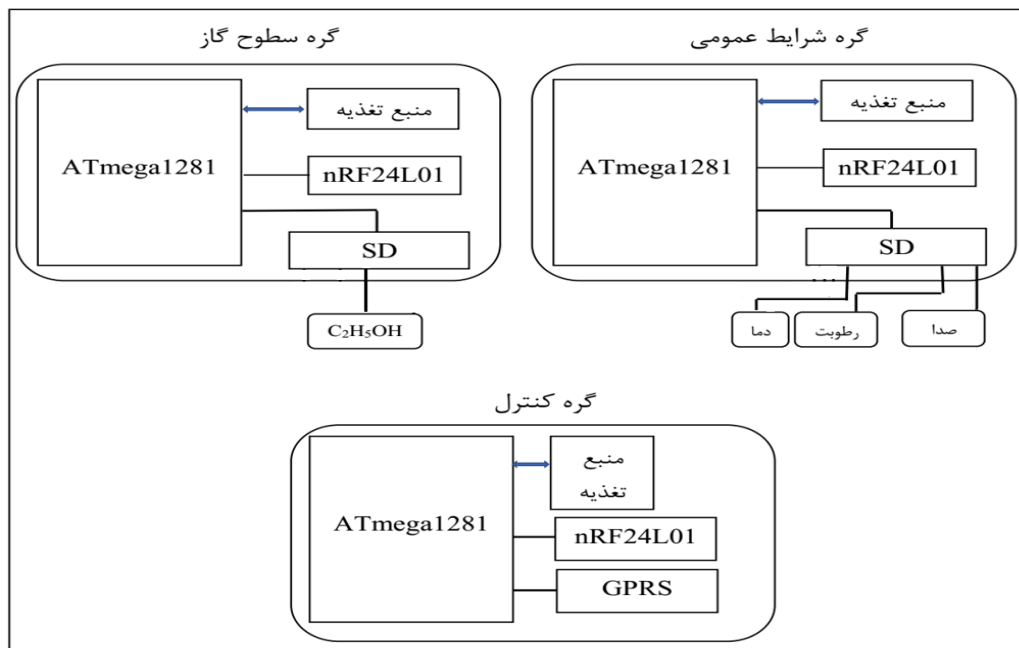
در پژوهشی (Kridi et al. (2014 از روش خوشه‌بندی-k means به منظور تشخیص حالت قبل از هجوم استفاده نمودند. بدین منظور چندین الگوی آب و هوایی را جهت مقایسه با داده‌های دمای کندو در زمان واقعی بکار بردند. در پژوهشی دیگر طی مدت هیاهوی زنبورها قبل از فرار، الگوی سیگنال‌های ارتعاش در کلونی را با استفاده حسگرهای خاص جهت تشخیص فرکانس ارتعاشات، شناسایی کرده‌اند (Bencsik et al, 2011). با این حال، رویکردهای فوق‌الذکر در عملیات زنبورداری شاید به دلیل اندازه‌گیری‌های پیچیده، پردازش داده‌ها و رویه‌های تصمیم‌گیری به طور گسترده پذیرفته نشده است. (Seeley et al. (2003 فواید اندازه‌گیری‌های دمایی پیوسته را با افزایش درجه حرارت به علت گرم شدن عضلات پرواز زنبورهای عسل (۱۰ دقیقه قبل از شروع هجوم یا فرار) ارتباط داده‌اند. گرم شدن کندو بر اساس افزایش دما می‌تواند به عنوان شاخص هجوم و یا فرار زنبورها به صورت خودکار و از راه دور استفاده شود. اگر دما افزایش یابد فرآیند هجوم قبل از شروع قابل تشخیص بوده و در نتیجه می‌توان از الگوریتم پشتیبانی تصمیم‌گیری بدین منظور استفاده نمود (Zacepins & Karasha, 2014; Meikle & Holst, 2013).

همانطور که پیش‌تر اشاره شد از جمله عواملی که باعث مشکل برای کلونی می‌شود وجود شکارچیان از جمله پرنده زنبورخوار (سبزقبا) می‌باشد که یکی از آفت‌های مهم در صنعت زنبورداری محسوب می‌شود. این پرنده از دو جهت خسارت به زنبورستان می‌شود. از یک سو با شکار زنبوران صحرایی باعث کاهش جمعیت فعال کندو می‌شوند. بطوریکه یک جمعیت متوسط از زنبورخوارها (سبزقبا) می‌توانند کمتر از چند روز یک زنبورستان را به غارت ببرند و از سوی دیگر به علت ترس شدید زنبورعسل از پرنده زنبورخوار (سبزقبا) با شنیدن صدای این پرنده در کندو حبس و بیرون نمی‌آید. در نتیجه ورودی شهد، آب و گرده بسیار کم و یا متوقف می‌شود که در نهایت باعث کاهش تخم‌ریزی ملکه و ضعیف شدن کندو می‌شود (Ahmadi & Ghanbari, 2012).

تلاش‌ها و فن‌آوری‌های بسیاری برای شناسایی حالت‌های مختلف کندو توسعه یافته و ارزیابی شده است اما به نظر می‌رسد که هنوز سیستم‌های راحت، ساده و قابل اعتمادی برای تشخیص این حالت‌ها (هجوم عوامل خارجی و فرار زنبورها) وجود ندارد. لذا هدف از پژوهش حاضر بررسی رفتار زنبورعسل هنگام حضور پرنده زنبورخوار می‌باشد. از طرفی با توجه به بررسی‌های انجام شده می‌توان نتیجه گرفت نظارت فعالانه کندو با استفاده از یک شبکه حسگر که قادر باشد تمامی شرایط کندو را جهت شناخت

سبب مستقل نمودن اثر کلونی زنبور روی داده‌های جمع‌آوری شده، از اثر کندو می‌گردد (Edwards-Murphy et al, 2016).

جهت کالیبراسیون انجام پذیرفت. آزمون گره‌ها درحالی‌که هر یک درون کندویی خالی مستقر بودند برای ۴۸ ساعت اجرا شدند. این امر



شکل ۱- شماتیک ساختار گره‌ها در کندوی هوشمند و گره کنترل

تنش در کندو پایگاه داده‌ای تولید شد. سپس قرائت‌های اخذ شده در روز ذخیره و جهت آنالیز با الگوهای موجود در سامانه برای به دست آوردن نزدیکترین قرائت با حالت عادی کندو مقایسه گردید. همانطور که در شکل (۲) آمده است، هنگامی که شباهتی بین قرائت حاضر و الگوی از پیش تعیین شده پیدا نشود، بدین معنی است که قرائت موجود غیر معمول است و نیاز به ارسال یک پیام هشدار برای زنبوردار می‌باشد. هنگام استفاده از این الگوریتم ناسازگاری‌های موجود بین الگوها و قرائت‌ها تعیین شده در صورت نیاز پیام هشدار ارسال می‌شد. البته در الگوریتم پیشنهادی پس از تعیین یک الگو، سامانه همچنان به جمع‌آوری داده‌ها برای تأیید پیشگیرانه از انطباق این الگو با دیگر الگوها، ادامه می‌دهد. در صورتی که نتیجه مقایسه بین قرائت‌ها و الگو بزرگتر از آستانه از پیش تعیین شده باشد شباهت آن با دیگر الگوها بررسی شده و در صورت شباهت تصمیم مقتضی اخذ می‌گردد.

تعیین الگوهای غیرمعمول در حسگرهای صوت

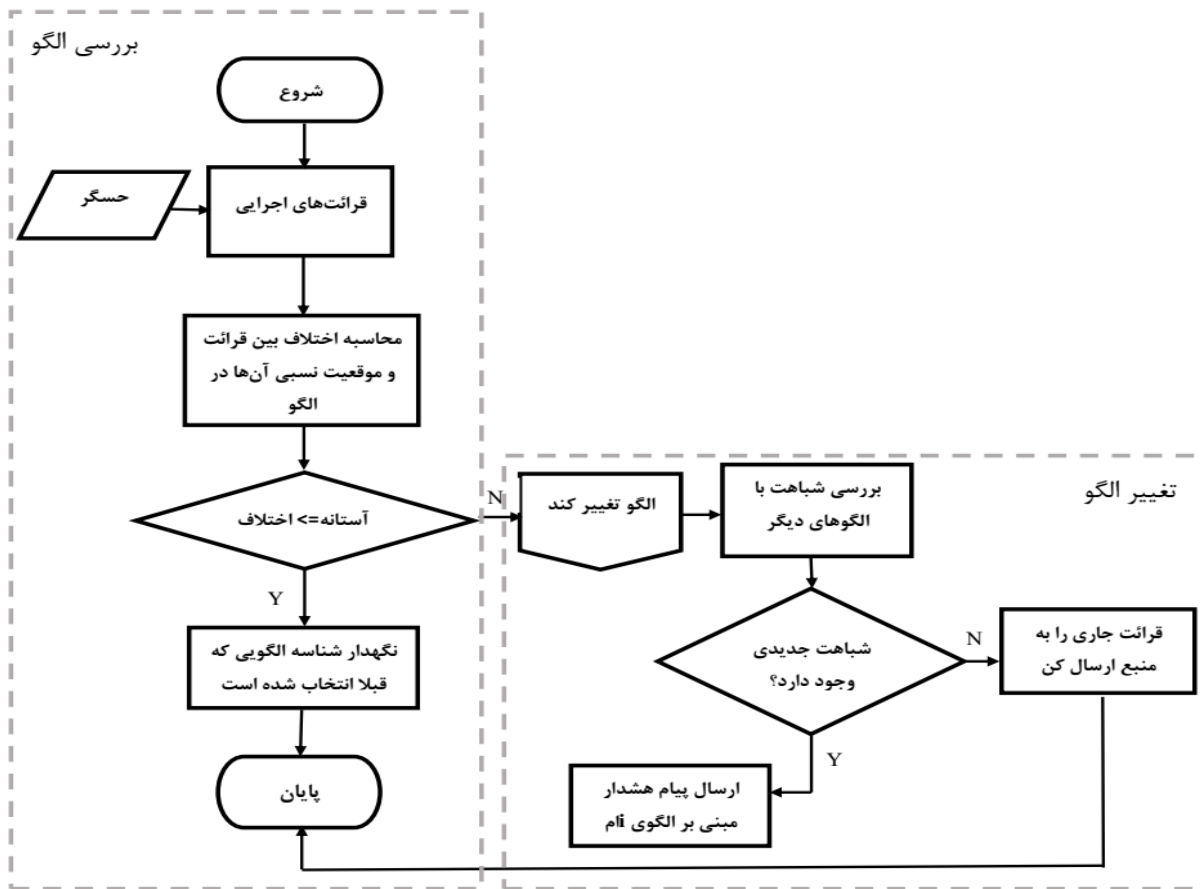
اولین گام در تجزیه و تحلیل سیگنال‌های صوت اعمال فیلتر مناسب بر روی این سیگنال‌ها است. بنابراین از یک فیلتر باترورث (فیلتر نوارگذر) برای صدا با فرکانس قطع ۱۰۰ هرتز و ۲۰۰۰ هرتز جهت حذف سر و صداهای محیطی استفاده گردید سپس تحلیل‌ها روی سیگنال‌ها در دو حوزه زمان و فرکانس صورت پذیرفت (Kridi et al, 2014).

نحوه عملکرد کندوی هوشمند به این صورت است که هر حسگر داده‌های مربوطه را هر ثانیه یک بار جمع‌آوری می‌کند. این نرخ نمونه برداری برای فراهم نمودن یک تصویر از کندو در زمان‌های بحرانی انتخاب و البته قابل تغییر توسط کاربر می‌باشد. فرستنده nRF24L01 داده‌های اخذ شده از هر کندو را به گره کنترل جهت آنالیز برخط ارسال می‌کند. در ضمن داده‌ها به صورت محلی در یک کارت حافظه در ایستگاه برای حداقل نمودن داده‌های از دست رفته در صورت قطعی برق ذخیره می‌شوند. همچنین جهت اطلاع کاربر (زنبوردار) از شرایط کندو از GPRS (SM5100، کشور چین) استفاده گردید که در صورت تشخیص حمله پرنده زنبور خوار توسط سامانه توسعه داده شده، یک پیامک به گوشی کاربر ارسال می‌کند.

جهت تشخیص موثر شرایط کندو و همچنین عدم ایجاد مانع برای فعالیت‌های زنبورداری، حسگرها در سقف کندو تعبیه شدند. نهایتاً نمودار این داده‌ها بر حسب زمان ترسیم و الگوی روزانه در هر مجموعه بررسی شد.

تعیین الگوهای غیرمعمول در حسگرهای دما، رطوبت و الکل

شکل (۲) نمودار روندنمای الگوریتم تشخیص رفتار زنبور درون کندو را نمایش می‌دهد. به منظور تعیین الگوهای طبیعی و معمول، ابتدا، با نظارت مستقیم بر روی داده‌ها در حالت‌های بدون



شکل ۲- نمودار روندنمای بررسی و تغییر الگو

صوت جهت ضبط صدا استفاده شد. استخراج ویژگی از اطلاعات مربوط به دما، رطوبت و الکل در حوزه زمان صورت گرفت اما برای صدای ضبط شده ویژگی‌ها در دو حوزه زمان و فرکانس استخراج شد.

استخراج ویژگی‌های در حوزه زمان

روش‌های پردازش سیگنال حوزه زمان تنها از خود داده‌های زمانی به منظور تحلیل بهره می‌گیرند و هیچگونه تبدیل دیگری بر داده‌ها اعمال نمی‌شود. در این روش‌ها عمدتاً از ویژگی‌های آماری سیگنال زمانی استفاده می‌شود. ویژگی‌های اولیه در حوزه زمان شامل میانگین، بیشینه، کمینه و واریانس داده‌های مربوط به سیگنال‌های صدا، الکل، دما و رطوبت می‌باشد (Khazaee et al, 2013).

آنالیز مولفه اساسی

آنالیز مولفه‌های اصلی از نقشی اساسی در تحلیل داده‌های چندگانه برخوردار است. مجموعه داده‌های چندگانه، متغیرهای زیادی را برای هر مشاهده در بر دارند. اگر در مجموعه مشاهدات n متغیر وجود داشته باشد، هر متغیر می‌تواند دارای چند بعد باشد. روش تحلیل مولفه‌های اساسی ابعاد کلیه مشاهدات را براساس شاخص ترکیبی و

استخراج ویژگی

هدف از استخراج ویژگی، انتخاب خصوصیات معنی‌دار از سیگنال دریافتی جهت ارزیابی زمان فرار زنبورها است. از این رو چندین روش استخراج ویژگی در دو حوزه زمان و فرکانس استفاده شد. جهت تعیین بهترین عامل مورد بررسی در پایش کندوها، پس از جمع‌آوری داده‌ها ویژگی‌های مهم از سیگنال‌های مورد بررسی استخراج شدند. سپس همه ویژگی‌های استخراج شده با استفاده از الگوریتم ژنتیک (برای تمامی عوامل مورد بررسی) مورد ارزیابی قرار گرفت. تابع هدف الگوریتم ژنتیک دقت کلی یا مقدار خطای کل حاصل از طبقه‌بندی با الگوریتم k -نزدیکترین همسایگی (KNN) روی نمونه‌های آزمایشی است. k -نزدیکترین همسایگی یک الگوریتم آموزش ماشین نظارتی است که به منظور طبقه‌بندی و تشخیص حمله پرنده زنبورخوار استفاده گردید. جهت بررسی صحت نتایج انتخاب ویژگی، مقایسات میانگین برای تمام ویژگی‌ها انجام شد. در نهایت با انجام مراحل بالا به صورت متوالی زمان حمله زنبورخوار به کلونی تعیین شد.

همان‌طور که پیش‌تر ذکر شد در سامانه‌ی توسعه یافته از حسگرهای رطوبت، دما و الکل و همچنین ماژول اندازه‌گیری

انتخاب ویژگی

در این پژوهش از ترکیب الگوریتم ژنتیک^۱ و k- نزدیکترین همسایگی (KNN)، به منظور انتخاب ویژگی‌های صدا، دما، رطوبت نسبی و اتانول و همچنین طبقه‌بندی اطلاعات استفاده شد. طول جمعیت برابر تعداد کل ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال صدا، دما، رطوبت نسبی، اتانول و به صورت باینری (صفر و ۱) وارد GA شد. سپس، با اعمال تابع برازندگی زیر مجموعه‌های اولیه، ارزش گذاری گردیدند. در این حالت زیر مجموعه‌ای که معیار از پیش تعریف شده را برآورد کند، به عنوان زیر مجموعه ویژگی بهینه گزارش می‌شود. در غیر این صورت، با استفاده از دو عملگر مهم ژنتیک به نام عملگر لقاح و جهش فرزندان جدید یا همان زیر مجموعه ویژگی جدید انتخاب شده و مجدداً با به کارگیری تابع برازندگی، ارزش گذاری می‌گردند. این مراحل تا رسیدن به جواب نهایی ادامه یافت. تابع برازندگی استفاده شده در روش پیشنهادی، مقدار دقت کلی یا مقدار خطای کل حاصل از طبقه‌بندی روی نمونه‌های آزمایشی در نظر گرفته شد.

طبقه‌بند k- نزدیکترین همسایگی

K-NN روشی برای طبقه‌بندی یک عنصر از یک مجموعه است که این کار را براساس نزدیکترین خصوصیات سایر اعضای موجود در مجموعه انجام می‌دهد. K-NN دارای یکی از ساده‌ترین الگوریتم‌های آموزش برای پیش‌بینی داده‌ها است و از هیچ تابع ریاضیاتی از پیش مشخص شده برای تخمین عناصر هدف استفاده نمی‌کند (Nemes et al, 2008). در این تکنیک، تعداد بهینه‌ای از نمونه‌های موجود در یک مجموعه که دارای شبیهترین ویژگی‌ها به نمونه هدف باشند (K) در نظر گرفته شده و سپس، طبقه‌بندی عنصر هدف در این مجموعه از داده‌ها، با تعیین فاصله‌ها و سپس وزن‌دهی عناصر آموزش دهنده صورت می‌پذیرد. به این ترتیب که در ابتدا فواصل اقلیدسی بین داده‌های مورد آزمون و داده‌های مرجع محاسبه شده، سپس تعداد K عدد از نزدیکترین داده براساس فاصله به دست آمده و وزن‌دهی می‌شوند. در انتها با توجه به وزن هر یک از داده‌ها در مجموعه‌ای با K عدد داده (نزدیکترین همسایه)، برآوردی از داده‌های هدف که مورد آزمون واقع شده‌اند، صورت می‌پذیرد (Nemes et al, 2006). برای محاسبه فاصله اقلیدسی بین نمونه هدف با هر یک از نمونه‌های ذخیره شده به عنوان مرجع از رابطه (۱) استفاده شد (Soltani Kazemi et al, 2017b):

$$d_i = \sqrt{\sum_{j=1}^x \Delta a_{ij}^2} \quad (\text{رابطه ۱})$$

دسته‌بندی مشاهدات مشابه کاهش می‌دهد (Baxter, 2003) در این روش متغیرهای موجود در یک فضای چند حالته هم‌بسته به یک مجموعه از مولفه‌های غیرهم‌بسته منتقل می‌شوند که هر یک از آن‌ها ترکیب خطی از متغیرهای اصلی هستند. مولفه‌های غیرهم‌بسته به دست آمده مولفه‌های اساسی نامیده می‌شوند که از بردارهای ویژه ماتریس کوواریانس یا ماتریس همبستگی متغیرهای اصلی به دست می‌آیند. مزیت اصلی کاربرد این روش در طبقه‌بندی داده‌ها از بین بردن هم‌خطی در مدل‌ها به واسطه تعداد زیاد متغیرهای موثر در مدل می‌باشد (Bencsik et al, 2011). از طرف دیگر بررسی تغییرات سیگنال صدا در حوزه زمان با توجه به متغیرهای فراوان در فضای داخل و خارج کندو امری بسیار دشوار است. لذا در این پژوهش بعد از اخذ سیگنال صدا و انتقال آن به حوزه فرکانس بار مولفه‌های اصلی (Principle component load) سیگنال صدا در حوزه فرکانس برای ۴ مولفه‌های اصلی بدست آمد و تغییرات آن به منظور مطالعه تغییرات صدا در حوزه فرکانس مورد بررسی قرار گرفت (Soltani Kazemi et al, 2017a). در این حال بسیاری از موارد ترکیب شده و غیر مهم، با توجه به ماهیت مستقل سازی تحلیل مولفه‌های اصلی، از هجوم پرنده جدا شده و عمل فیلترگذاری بر سیگنال صورت پذیرفت. این عمل سبب تسهیل تحلیل فرکانسی سیگنال صدا گردید.

استخراج ویژگی‌های در حوزه فرکانس

دوره زمانی اندازه‌گیری صدا عمدتاً از چند هزار زنبور عسل بدست می‌آید که ممکن است به عنوان مجموعه‌ای از نوسانگرهای ضربانی گذرا بنظر برسد. بنابراین سیگنال خام برای تجزیه و تحلیل مستقیم خیلی شلوغ است. با محاسبه طیف‌های فرکانس کوتاه که میانگین آن‌ها گرفته می‌شود (بعد از تعیین تعداد مولفه‌های اصلی سیگنال)، یک منحنی بسیار واضح با اوج‌هایی تیز به دست می‌آید که نشان می‌دهد لرزش‌های ناشی از نوسانات، علیرغم عدم انسجام در فاز، ویژگی‌های طیفی مشابهی دارند (Abdanan Mehdizadeh, 2015). از جمله این تحلیل‌ها پریودوگرام است که توانایی تشخیص حالت‌های مختلف رفتاری در زنبور را دارد (Bencsik et al, 2011). به منظور محاسبه پریودوگرام، طیف توان با استفاده از تبدیل فوریه محاسبه شد. سپس مقادیر بدست آمده به توان دو رسید و بعد از مقیاس‌دهی به دسی بل (dB) تبدیل و پریودوگرام آن بدست آمد. بعلاوه بعد از اخذ تبدیل فوریه فرکانس غالب و آنتروپی طیفی از سیگنال‌ها استخراج شدند (Abdanan Mehdizadeh & Soltani, 2017). (Kazemi, 2017)

منفی کاذب و FP مثبت کاذب می‌باشند. مثبت واقعی (TP) به الگوها یا ویژگی‌هایی که کاندید شرایط مناسب کندو بوده و به درستی طبقه‌بندی شده‌اند. منفی واقعی (TN) ویژگی‌هایی که کاندید شرایط نامناسب هستند و همچنین به عنوان ویژگی نامناسب تشخیص داده می‌شوند. منفی کاذب (FN) ویژگی مناسب است که به اشتباه به عنوان ویژگی‌های نامناسب طبقه‌بندی شده و نهایتاً مثبت کاذب (FP) تعداد ویژگی‌های نامناسب است که به اشتباه به عنوان ویژگی مناسب طبقه‌بندی می‌شود.

به منظور آموزش طبقه‌بند از ۷۵٪ داده و برای آزمون آن از ۲۵٪ داده که توسط طبقه‌بند قبلاً دیده نشده بودند استفاده گردید.

لذا جهت بررسی تأثیر عامل هجوم پرنده به کندو بر ویژگی‌های استخراج شده از آزمون T در نرم افزار SPSS20 تجزیه و تحلیل صورت گرفت. پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی (مراحل استخراج، انتخاب و طبقه‌بندی ویژگی‌ها) در نرم افزار Matlab 2016 انجام پذیرفت.

نتایج و بحث

با استفاده از سامانه طراحی شده، دما، رطوبت، صدا و میزان الکل موجود درون کندو تحت دو شرایط طبیعی و حمله پرنده زنبورخوار ثبت گردید. نمودارهای الف تا د شکل (۳) نتایج حاصل از این دو حالت را نشان می‌دهد؛ به طوری که در همه این نمودارها از دقیقه صفر تا ۵۰، ۷۰-۱۱۰ و ۱۴۰-۱۵۰ مربوط به شرایط طبیعی و از دقیقه ۵۰ تا ۷۰ و ۱۱۰-۱۴۰ مربوط به حمله پرنده زنبورخوار (سبزقبا) به کندوهای زنبور می‌باشد. نمودار الف (شکل ۳) صدای ضبط شده درون کندو می‌باشد که در واقع صدای بال زدن زنبورها است. طی مدت ۵۰ دقیقه نخست شرایط محیطی کاملاً طبیعی و آرام بوده که شدت میانگین صدای زنبورها در طول این مدت حدود ۲۹ دسی بل است اما از دقیقه ۵۰ تا ۷۰ که زنبورها تحت شرایط با استرس بالا به دلیل وجود پرنده زنبورخوار در اطراف کندو هستند، صدای ضبط شده توسط سامانه هوشمند، گویای تحرک کمتر زنبورها و کاهش صدای ناشی از بال زدن آن‌ها می‌باشد. برای دقایق ۱۱۰ تا ۱۴۰ نیز نتایج یکسان و صدای ضبط شده حدود ۲۸ دسی بل می‌باشد که نشان دهنده برگشت دوباره پرنده زنبورخوار در اطراف کندوها می‌باشد. در طول مدت حمله پرنده، علاوه بر صوت، شرایط درون کندوها به وسیله حسگرهای دما، رطوبت و میزان الکل نیز اندازه‌گیری شد که نمودار آن‌ها در شکل (۳-ب تا د) گویای وضعیت کندوها تحت شرایط مورد پایش و بررسی است. طبق شکل‌های (۳-ب

که در آن، d_i : نشان دهنده فاصله i امین داده از بانک داده مرجع تا داده هدف می‌باشد، Δa_{ij} : اختلاف فاصله.

$$a_{ij(temp)} = \frac{\left[(a_{ij}) = \bar{a}_i \right]}{\sigma(a_j)} \quad (\text{رابطه ۲})$$

که در رابطه (۲)، a_{ij} : نماینده i امین متغیر از i امین داده است، \bar{a}_i و $\sigma(a_j)$ به ترتیب میانگین و انحراف معیار مقادیر مشاهده‌ای از i امین متغیر در بانک داده‌های مرجع است.

سپس مقادیر نهایی تبدیل شده i امین متغیر از i امین داده $a_{ij(trans)}$ با توجه به دامنه کمترین تا بیشتر مقدار $a_{ij(temp)}$ از رابطه (۳) به دست آمد و به جای مقادیر عددی واقعی به عنوان داده ورودی مورد استفاده قرار گرفتند (Nemes et al, 2006). (رابطه ۳)

$$a_{ij} = \frac{\left\{ \max \left[range(a_{j=1(temp)}), \dots, range(a_{j=x(temp)}) \right] \right\}}{range(a_{j(temp)})}$$

پس از نرمال کردن متغیرهای مستقل ورودی و محاسبه فاصله‌ها بین نمونه هدف و سایر نمونه‌های موجود در بانک داده مرجع، نمونه داده‌های مورد مطالعه برحسب مقدار محاسبه شده برای فاصله، به ترتیب صعودی مرتب شدند.

برای بررسی نتایج طبقه‌بند، چندین معیار ارزیابی مهم (روابط ۴ تا ۱۰) مورد استفاده قرار گرفت (Mohamed, 2018). به عنوان یک قاعده کلی، در یک طبقه‌بند صحت، دقت، حساسیت، نمره F، ویژگی و میانگین هندسی باید بیشینه و نرخ مثبت کاذب (FPR) پایستی کمینه باشد:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (\text{رابطه ۴})$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (\text{رابطه ۵})$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (\text{رابطه ۶})$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (\text{رابطه ۷})$$

$$Fscore = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall} \quad (\text{رابطه ۸})$$

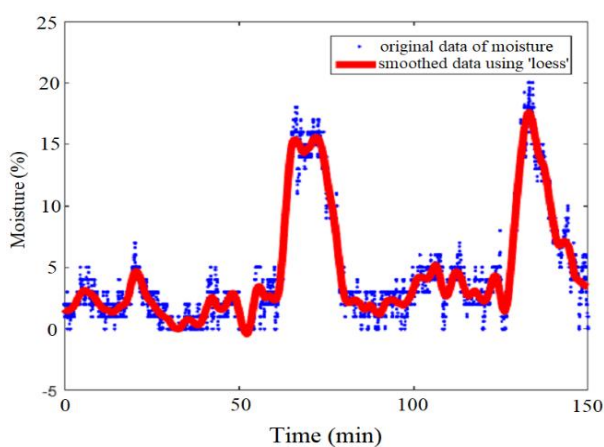
$$Specificity = \frac{TN}{FP + TN} \quad (\text{رابطه ۹})$$

$$GMean = \sqrt{\left(\frac{TP}{TP + FN} \times \frac{TN}{TN + FP} \right)} \quad (\text{رابطه ۱۰})$$

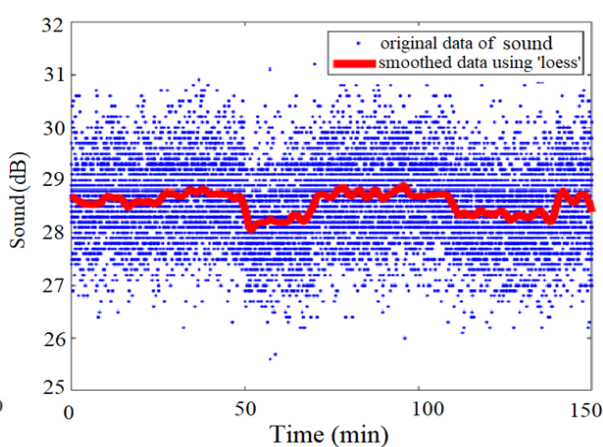
که در این روابط TP مثبت واقعی، TN منفی واقعی، FN

سنج در واقع میزان الکل تولیدی درون کندو که جهت ارتباط بین زنبورها تولید شده را ثبت کرده است. همانطور که مشاهده می‌شود (شکل ۳-د) تحت وضعیت نامساعد (حمله زنبورخوار) فرومون (ترکیب اتیل الکل (۹۵٪) و متیل الکل (۵٪)) با یکدیگر ارتباط برقرار کرده‌اند. ارتباط فرومونی یک وسیله مؤثر هماهنگ-سازی فعالیت‌های کلونی حشرات در مواقع جمع‌آوری غذا، زنگ خطر و دفاع، تولید مثل و شناسایی افراد کندو است (Purnamadja & Russell, 2005).

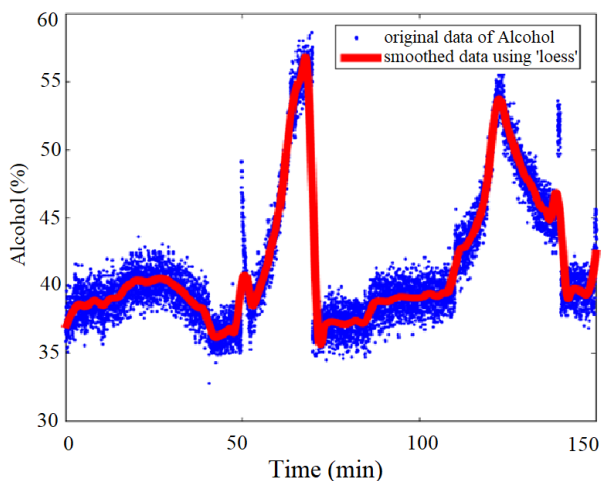
تا د) میزان رطوبت، دما و الکل هنگام حمله زنبورخوار افزایش یافته است. در واقع با شنیدن صدای زنبورخوار (سبزقبا) زنبورها به درون کندو رفته و تا رفتن پرنده شکارچی از کندو خارج نمی‌شوند که این ازدحام جمعیت درون کندو و کاهش تحرک زنبورها عامل افزایش دما و کاهش تبخیر میزان رطوبت داخلی کندو شده است. (Ferrari *et al.* (2008). در بررسی فرآیند هجوم کلونی زنبورعسل، دما و رطوبت را نیز بررسی نمودند که بر طبق نتایج آن‌ها با نزدیک شدن به فرآیند هجوم به دلیل ازدحام و فعالیت زنبورها میزان رطوبت و دما هر دو کاهش می‌یابد. حسگر الکل



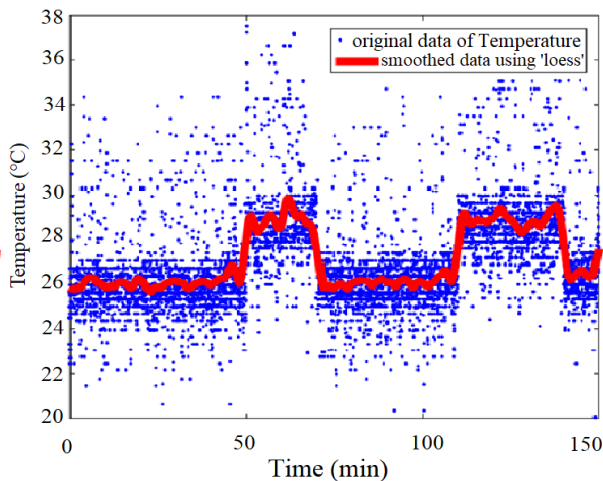
(ب)



(الف)



(د)



(ج)

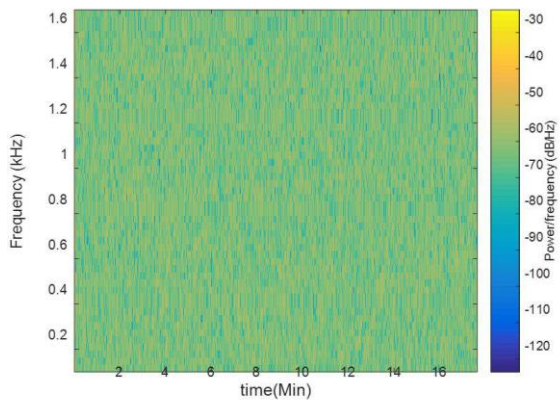
شکل ۳- نمودار همبستگی بین زمان و (الف) صدا، (ب) رطوبت، (ج) دما و (د) الکل.

تقریباً در تمام سطح نمودار یکنواخت است. با توجه به نوار راهنمای سمت راست، میانگین نسبت انرژی صوت به فرکانس (محدوده ۹۰- تا ۱۲۰-) در این حالت نسبت به حضور پرنده بیشتر می‌باشد و این نسبت در بخش عمده‌ای از زمان نشان داده

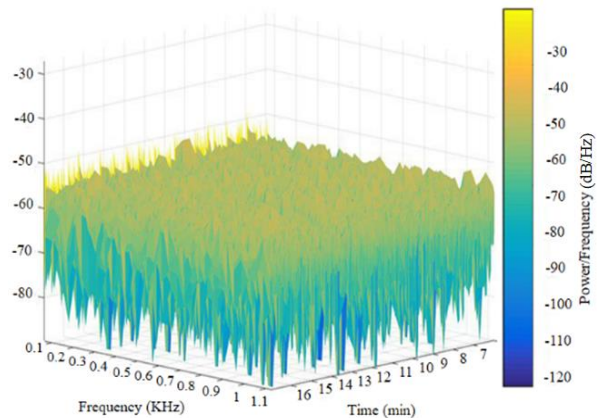
اسپکتروگرام

اسپکتروگرام‌های هر سه کندو تحت دو شرایط طبیعی (شکل ۴- الف و ب) و حمله پرنده زنبورخوار (سبزقبا) (شکل ۴- ج و د) نشان داده شده است. در شکل‌های (الف-۴) و (ب-۴) که مربوط به شرایط معمولی است غالب رنگ سبز مایل به آبی می‌باشد که

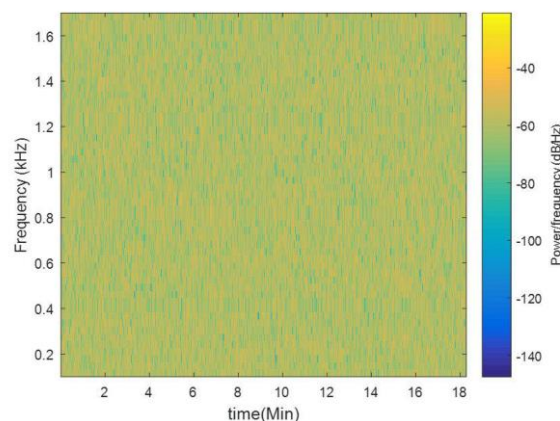
کندو را استخراج نمودند به طوری که برای هر دو کندو تقریباً قوی-ترین نوار تفاوت فرکانس در آن‌ها نسبت به دیگر زمان‌ها به وضوح قابل مشاهده است، حدود ۲۰۰۰ هرتز بود. این در حالی است که در پژوهش حاضر این اختلاف در سراسر زمان داده‌برداری کاملاً مشهود است و محدود به فرکانسی خاص در زمانی مشخص نمی‌گردد.



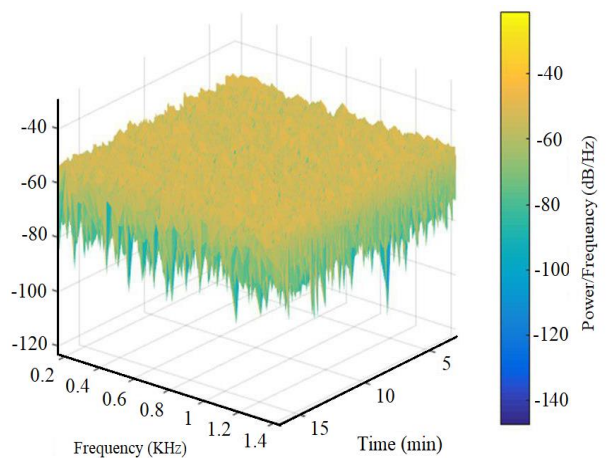
(ب)



(الف)



(د)



(ج)

شکل ۴- اسپکتروگرام داده‌های جمع‌آوری شده از صدای زنبورها: شرایط طبیعی (الف و ب) و شرایط حمله پرنده زنبورخوار (ج و د).

با توجه ماهیت مستقل‌سازی این روش، تفکیک فرکانسی راحت‌تر صورت می‌پذیرد (شکل ۵).

مطابق بررسی‌های انجام شده ترکیب خطی ۶ بارگذاری مولفه اصلی (Principle component loading) اول و اسپکتروم قابلیت قابلیت بازسازی ۹۹ درصدی سیگنال اصلی را دارد. از آنجایی که ۶ مولفه اصلی اول دارای واریانس ۹۹ درصدی بودند و رتبه‌های بالاتر از ۶ شامل نویز و از ۴ تا ۳/۴ درصد در بارگذاری مولفه اصلی تاثیر داشتند، لذا، ۴ رتبه اول قابل مورد بررسی قرار

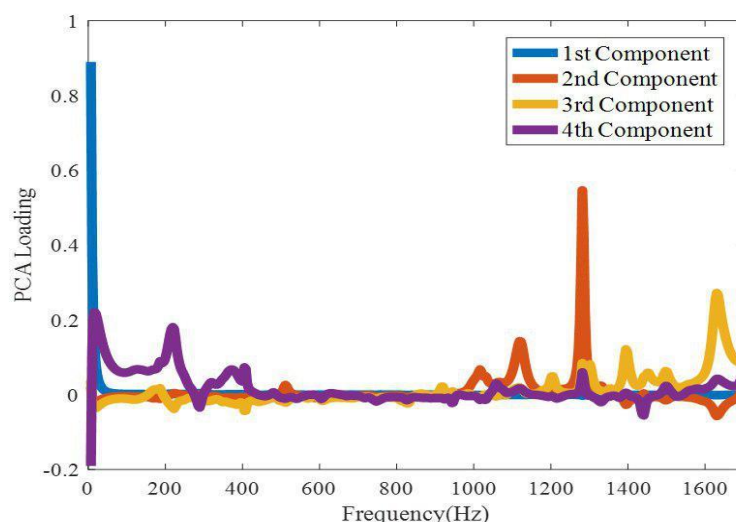
شده و فرکانس‌های مختلف یکسان است. از طرف دیگر همان‌طور که در نمودارهای مربوط به زمان حمله پرنده زنبورخوار (سبز قبا) (شکل ۴- ج و د) مشاهده می‌شود نیز این یکنواختی برقرار است اما نسبت میانگین انرژی صوت به فرکانس که حدود ۵۲/۵۱ می‌باشد و رنگ غالب نمودار سبز مایل به نارنجی در تمامی سطح به طور یکنواخت قابل مشاهده است. Bencsik *et al.* (2011) برای مقایسه دو کندو، اسپکتروم ویژه ارتعاش‌های

آنالیز مؤلفه اساسی

بررسی چشمی از اسپکتروگرام‌های بدست آمده (شکل ۴) تغییرات بزرگی دامنه کلی سیگنال را نشان نمی‌دهد، اگرچه در شکل‌های (ب-۴) و (د-۴) اختلاف رنگ که نشان دهنده متفاوت بودن نسبت توان به فرکانس می‌باشد، قابل مشاهده است اما با ترکیب این دو نمودار محدوده فرکانسی قابل تفکیکی بدست نیامد. بنابراین از روش فوریجه جهت بدست آوردن بزرگی مؤلفه-های فرکانسی استفاده شد. سپس با استفاده از آنالیز مؤلفه اصلی

مساله نشان از فعالیت زنبورها در فرکانس‌های بالاتر هنگام هجوم و احتمالاً بال‌زدن با سرعت بیشتر می‌باشد. بعضی نوسانات اندک در فرکانس‌های پایین (محدوده ۰ تا ۴۰۰ هرتز) نیز دیده می‌شود که احتمالاً به علت ترکیب رزونانس مربوط به کندو، صدای پرنده و همچنین علائم ارتعاش‌های مربوط به صدای محیط اطراف می‌باشد.

گرفتند (شکل ۵). (Bencsik *et al.* (2011) در بررسی فرآیند هجوم زنبورهای عسل با استفاده از آنالیز زمانی ارتعاشات کندو بیان نمودند که در هر لحظه از زمان، ترکیب خطی ده مولفه اصلی اول و اسپکتروم بهترین نتیجه از آنالیز مؤلفه‌ی اصلی را داشته است. با توجه شکل (۵) پیک نوسان ناشی از هجوم پرنده در محدوده فرکانسی حدود ۱۳۰۰ تا ۱۴۰۰ هرتز دیده می‌شود. این



شکل ۵- آنالیز مؤلفه‌ی اصلی صدای زنبورهای عسل.

ذکر است که پنج ویژگی پرتکرار هیچ یک مربوط به دما و رطوبت نبوده، بنابراین فقط دو حسگر صوت و الکل قادر به تأمین نتیجه مطلوب و هدف موردنظر بوده و برای سامانه تشخیص حمله زنبورخوار کافی می‌باشد.

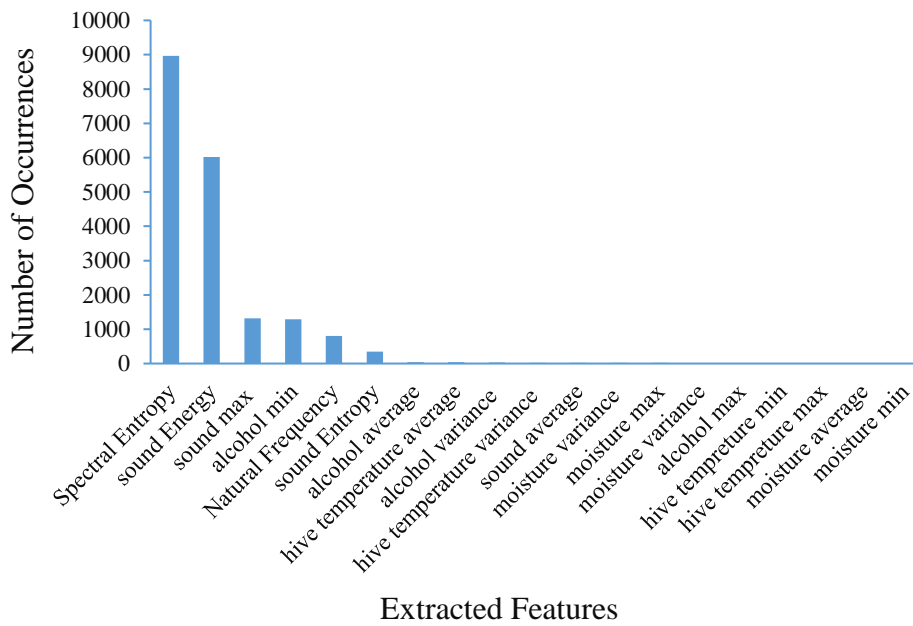
پس از استخراج ویژگی‌ها علاوه بر بررسی نتایج با استفاده از الگوریتم ژنتیک جهت انتخاب مناسب‌ترین ویژگی‌ها، مقایسه میانگین بین ویژگی‌های استخراج شده انجام پذیرفت (جدول ۱). بر اساس نتایج بدست آمده از مقایسه میانگین دو شرایط نرمال و حمله پرنده زنبورخوار برای تمامی ویژگی‌های انتخاب شده، ویژگی‌های با بیشترین تکرار شامل اسپکتروم، انرژی صوت، شدت بیشینه صوت، کمینه الکل و فرکانس غالب نیز از نظر آماری اختلاف معنی‌داری در سطح ۵ درصد را نشان دادند که دلیلی بر صحت و درستی انتخاب این ویژگی‌ها به عنوان پرتکرارترین ویژگی‌ها توسط الگوریتم ژنتیک می‌باشد.

انتخاب ویژگی

از بین ویژگی‌های استخراج شده در حوزه زمان و فرکانس با استفاده از الگوریتم ژنتیک بهترین ویژگی‌ها انتخاب شدند. بدین منظور با ده هزاربار تکرار دقت طبقه بندی بررسی شد که در این راستا ویژگی‌هایی که تعداد وقوع بالاتری بدون تغییر در دقت طبقه‌بند داشتند ذخیره شدند و در شکل (۶) قابل مشاهده هستند. بر این اساس ویژگی‌های آنتروپی طیفی، انرژی صوت، شدت بیشینه صوت، کمینه الکل و فرکانس غالب به ترتیب با ۸۹۶۷، ۶۰۱۸، ۱۳۲۱، ۱۲۸۷ و ۸۰۹ وقوع دارای بیشترین تکرار انتخاب و جهت پیش‌بینی وضعیت وارد طبقه بند KNN شدند. به علاوه ۱۴ ویژگی‌های دیگر (آنتروپی صدا^۱، میانگین الکل^۲، متوسط دمای کندو^۳، واریانس الکل^۴، واریانس دمای کندو^۵، متوسط صدا^۶، واریانس رطوبت^۷، بیشینه رطوبت^۸، بیشینه الکل^۹، کمینه دمای کندو^{۱۰}، بیشینه دمای کندو^{۱۱}، میانگین رطوبت^{۱۲} و کمینه رطوبت^{۱۳}) با تعداد وقوع بسیار پایین حذف گردیدند. شایان

8. Moisture maximum
9. Alcohol maximum
10. Hive temperature minimum
11. Hive temperature maximum
12. Moisture average
13. Misture minimum

1. Sound Entropy
2. Alcohol average
3. Hive temperature average
4. Alcohol variance
5. Hive temperature variance
6. Sound average
7. Moisture variance



شکل ۶- وقوع ویژگی‌های استخراج شده از دما، رطوبت، صدا و الکل با استفاده از الگوریتم ژنتیک

جدول ۱- مقایسه میانگین ویژگی‌های استخراج شده بین دو حالت نرمال و حمله پرنده زنبورخوار (سبزقبا) به کندوها

ویژگی	اختلاف (میانگین \pm انحراف معیار)				سطح معنی داری			
	میزان الکل	شدت صوت	میزان دما	میزان رطوبت	الکل	صوت	دما	رطوبت
میانگین	۳/۸۲±۴/۰۷	۰/۴۰۹±۰/۰۴	۲/۸۵±۰/۴۲۹	۵۶/۱۹±۷/۴۶	۰/۰۷	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۹۶
واریانس	۸/۹۲±۱۱/۹۷	۰/۰۴±۰/۰۶۶	۲/۰۵۹±۰/۶۸۹	۱۹/۳۵±۷/۶۷	۰/۱۳	۰/۵۴	۰/۰۱	۰/۰۳
بیشینه	۷/۸۳±۴/۳۱	۱۰/۱۶±۹/۴۳	۲/۵±۱/۰۰۹	۲۰/۸۳±۶/۹۷	۰/۰۷	۰/۰۴۶	۱/۰۱	۱/۰۰
کمینه	۸/۳۳±۴/۰۸	۱/۶۶±۱/۵	۳/۲۶±۰/۸۷	۰/۵±۲/۰۷	۰/۰۴	۰/۰۴	۰/۰۰	۰/۵۶
انرژی		۰/۰۹±۰/۰۱۳				۰/۰۰		
اسیکتروم		۲۰۲۵۶۱۱/۶±۲۲۴۹۵۷/۴				۰/۰۰		
فرکانس غالب		۲۸۷/۵±۵۵/۳۳				۰/۰۰		
آنتروپی		۱۵۱۶/۸۱±۲۷۱۵۸/۹				۰/۸۹۷		

طبقه‌بند K- نزدیکترین همسایگی

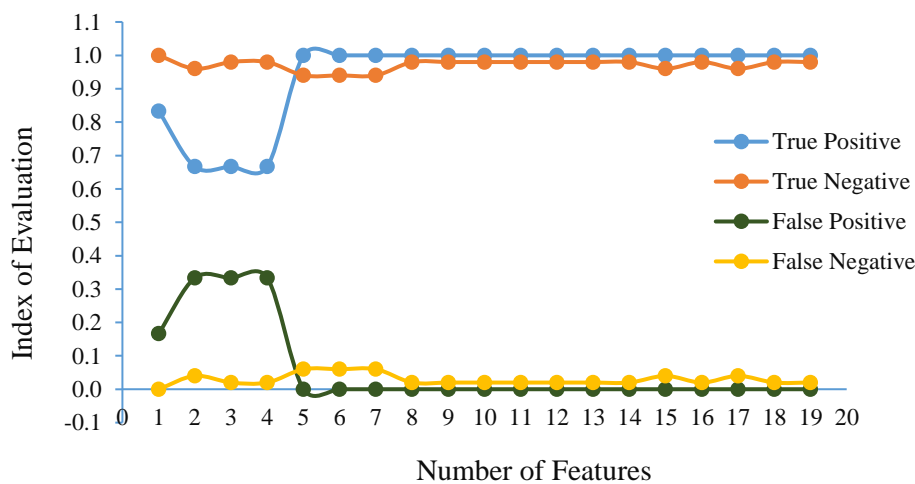
صفر بدست آمد. در واقع صد در صد ویژگی‌های مناسب به درستی تشخیص داده شده و پذیرفته شده است. منفی واقعی تعداد ویژگی‌هایی می‌باشند که به درستی رد شده‌اند که طبق شکل (۷) از ۰/۹۴ تا ۱ متغیر است و نشان دهنده دقت بالای طبقه‌بند می‌باشد. برای معیار منفی کاذب از صفر تا ۰/۰۶ متفاوت است و به همراه مثبت کاذب (از صفر تا ۰/۳۳) که تعداد ویژگی‌هایی است که به اشتباه پذیرفته شده، بیانگر میزان خطای طبقه‌بند است.

آزمون درستی طبقه‌بند بر روی ۲۵ درصد داده‌های جمع-آوری شده صورت پذیرفت که بدین منظور چندین معیار ارزیابی مورد استفاده قرار گرفت. یک طبقه‌بند خوب بایستی برای معیارهای ارزیابی شامل صحت، دقت، حساسیت، نمره F، و ویژگی و میانگین هندسی بیشینه و نرخ مثبت کاذب (FPR) بایستی

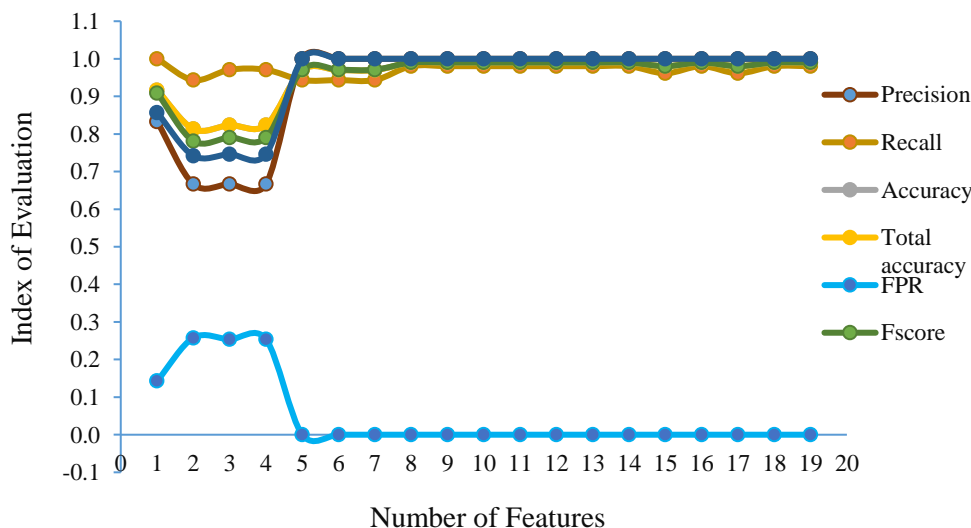
شکل (۷) نتایج حاصل از آموزش طبقه‌بند را نمایش می‌دهد که بدین منظور ۷۵٪ از داده‌های جمع‌آوری شده مورد استفاده قرار گرفت. محور افقی بیانگر تعداد ویژگی‌های انتخاب شده و محور عمودی معیار ارزیابی می‌باشد. تعداد ویژگی به ترتیب از یک تا ۱۹ می‌باشد که در واقع از فراوانی تجمعی ویژگی‌های انتخاب شده بر اساس تعداد وقوع به صورت نزولی می‌باشد. بدین ترتیب ویژگی آنتروپی طیفی صوت (۸۹۶۷ تکرار)، انرژی صوت (۸۹۶۷ تکرار)، شدت صوت (۶۰۱۸ تکرار) شدت بیشینه صوت (۱۳۲۱ تکرار) و کمینه الکل (۱۲۸۷ تکرار) به ترتیب برای شاخص مثبت واقعی برابر ۰/۸۳، ۰/۶۶، ۰/۶۶ و ۰/۶۶ درصد را نشان می‌دهند (شکل ۷). بعد از اضافه نمودن ویژگی پنجم، میزان دقت صد در صد گردید بطوریکه معیار مثبت واقعی برابر یک و منفی کاذب برابر

اضافه شدن ویژگی پنجم (فرکانس غالب با ۸۰۹ تکرار) مقدار نرخ مثبت کاذب برابر با صفر شده که نشان از عملکرد موفقیت آمیز طبقه‌بند می‌باشد. منحنی صحت و صحت کل (شکل ۸) بر همدیگر منطبق شده است به همین دلیل فقط منحنی صحت کل (رنگ نارنجی) قابل مشاهده است. نرخ مثبت واقعی یا حساسیت که با اضافه شدن ویژگی ۸م تقریباً روند ثابتی را در پیش گرفته است و برابر با ۹۸٪ می‌باشد. (Majumdar & Jayas (2000) برای تمایز بین ارقام مختلف گندم از طبقه‌بند KNN استفاده نمودند. نتایج بدست آمده به وسیله KNN نشان از دقتی بالاتر از ۹۲ درصد داشت.

کمینه شود. مطابق شکل (۸) منحنی‌های صحت، صحت کل، نمره F و نرخ منفی واقعی تقریباً روند مشابهی را طی می‌کنند بطوریکه با اضافه شدن تعداد ویژگی‌ها هر چهار معیار مذکور ابتدا کاهش پیدا کرده که می‌تواند به دلیل همپوشانی ویژگی دوم با اولین ویژگی بوده پس از آن با اضافه شدن ویژگی‌های سوم، چهارم، هر چهار منحنی روند ثابتی را داشته که نشان دهنده عدم اضافه نمودن اطلاعات به طبقه‌بند می‌باشد. پس از آن میزان هر یک از چهار معیار مورد نظر صد در صد خواهد شد. نرخ مثبت کاذب یک معیار منفی می‌باشد، بنابراین مقادیر کمتر برای این معیار نشان از دقت بالای عملکرد طبقه‌بند می‌باشد. طبق شکل (۸) با



شکل ۷- معیارهای ارزیابی طبقه‌بند KNN جهت آموزش طبقه‌بند



شکل ۸- معیارهای ارزیابی طبقه‌بند KNN جهت آزمون طبقه‌بند

درصد افزایش و شدت صدای رکورد شده ۰/۶ تا ۱ دسی بل کاهش یافت.

طبق اسپکتروگرام‌های بدست آمده از هر سه کندو، این کاهش صدا هنگام حمله پرنده زنبورخوار، بدلیل بال زدن زنبورها

نتیجه‌گیری کلی

نتایج حاصل از سه کندوی زنبورعسل تحت نظارت نشان داد که: در زمان حضور پرنده زنبورخوار، دما از ۳ تا ۴ درجه سلسیوس، میزان الکل از ۱۴ تا ۲۳ (واحد) و رطوبت از ۲ تا ۱۸

اسپکتروم، انرژی صوت، شدت بیشینه صوت، کمینه الکل و فرکانس غالب به ترتیب با ۸۹۶۷، ۶۰۱۸، ۱۳۲۱، ۱۲۸۷ و ۸۰۹ وقوع به عنوان تأثیرگذارترین ویژگی‌ها وارد طبقه‌بند شدند. همچنین مقایسه میانگین ویژگی‌های انتخاب شده، ۵ ویژگی پر تکرار از نظر آماری اختلاف معنی‌داری را در سطح ۵ درصد بین دو شرایط نرمال و حمله پرنده زنبورخوار نشان داد که می‌تواند بر درستی انتخاب این ویژگی‌ها به عنوان پر تکرارترین ویژگی‌ها توسط الگوریتم ژنتیک صحت‌گذار.

طبقه‌بند KNN برای معیارهای صحت، دقت، حساسیت، نمره F، خصوصیت و میانگین هندسی بیشینه (۱۰۰٪) و نرخ مثبت کاذب (FPR) کمینه (صفر) شد که نشان از عملکرد خوب سامانه خبره تشخیص حمله پرنده به کندو دارد.

REFERENCES

- Abdanan Mehdizadeh, S. & Soltani Kazemi, M. (2017). Development and evaluation of a strawberry sorting system using machine vision technique. *Journal of Researches in Mechanics of Agricultural Machinery*. 6(1), 31-44. In Farsi.
- Abdanan Mehdizadeh, S. (2015). Optimization of passive tractor cabin suspension system using ES, PSO and BA. *Journal of Agricultural Technology*, 11(3), 595-607.
- Ahmadi, A. & Ghanbari, Gh. (2012). *Growing of honey bee and silkworm*. Iran education books printing and publishing company.
- Anonymous. (2019). Ministry of Agriculture-Jahad. https://www.maj.ir/Index.aspx_in_persion
- Baxter, M. (2003). Statistics in Archeology. *John Wiley and Sons Journal*.
- Bencsik, M., Bencsik, J., Baxter, M., Lucian, A., Romieu, J. & Millet, M. (2011). Identification of the honey bee swarming process by analysing the time course of hive vibrations. *Journal of Computers and Electronics in Agriculture* 76,44–50.
- Edwards-Murphy, F., Magno, M., M.Whelan, P., O'Halloran, J. & M. Popovici, E. (2016). b+WSN: Smart beehive with preliminary decision tree analysis for agriculture and honey bee health monitorin. *Computers and Electronics in Agriculture* 124: 211–219.
- Ferrari, S., Silva, M., Guarino, M., & Berckmans, D. (2008). Monitoring of swarming sounds in bee hives for early detection of the swarming period. *Journal of Computers and Electronics in Agriculture*. 64(1), 72-77.
- Gaga, V.A. & Esaulov, V.N. (2016). Innovative technologies and modern facilities in beekeeping. IOP Conference Series: *Materials Science and Engineering*. 142 012022 (doi:10.1088/1757-899X/142/1/012022).
- Khazaee, M., Ahmadi, H., Omid, M., Banakar, A. & Moosavian, A. (2013). Feature-level fusion based

با فرکانس بالاتر بوده است به طوریکه تحت شرایط نرمال عکس این مطلب صادق است و اختلاف فرکانس این حالت حدود ۱۰ db/Hz می‌باشد.

با توجه به عدم وضوح تغییرات بزرگی دامنه کلی سیگنال-های حاصل از اسپکتروگرام‌ها (با استفاده از روش فوریه) جهت بدست آوردن بزرگی مؤلفه‌های فرکانسی و تفکیک‌پذیری زمانی و فرکانس از تجزیه و تحلیل مؤلفه‌ی اصلی در هر لحظه از زمان، ترکیب خطی ۶ مؤلفه‌ی اصلی اول و اسپکتروم ویژه با قابلیت بازسازی ۹۹٪ سیگنال اصلی بدست آمد و ویژگی‌های فرکانسی از سیگنال بازسازی شده استخراج گردید.

ترکیب الگوریتم ژنتیک و K نزدیکترین همسایگی به منظور انتخاب ویژگی‌های صدا، دما، رطوبت نسبی و طبقه‌بندی اطلاعات استفاده شدند. از بین ۱۹ ویژگی انتخاب شده، پنج ویژگی شامل

on wavelet transform and artificial neural network for fault diagnosis of planetary gearbox using acoustic and vibration signals. *Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring Journal*. 55(6), 323-330.

Kridi, D. S., de Carvalho, C. G. N., & Gomes, D. G. (2014). A predictive algorithm for mitigate swarming bees through proactive monitoring via wireless sensor networks. In Proceedings of the 11th ACM symposium on performance evaluation of wireless ad hoc, sensor, and ubiquitous networks (pp. 41-47) (Montreal, Canada).

Majumdar, S. & Jayas, D. (2000). Classification of cereal grains using machine vision: II. color models. *Trans. ASAE* 43 (6), 1677.

Meikle, W., & Holst, N. (2014). Application of continuous monitoring of honeybee colonies. *Apidologie*, 1e13.

Mohamed, T.M. (2018). Pulsar selection using fuzzy knn classifier. *Future Computing and Informatics Journal*. 3,1-6.

Nemes, A., Rawls, W.J., & Pachepsky, Ya.A. (2006). Use of the nonparametric nearest neighbor approach to estimate soil hydraulic properties. *Soil Science Society of America Journal*. 70, 327-336.

Nemes, A., Roberts, R.T., Rawls, W.J., Pachepsky, Ya.A., & Van Genuchten, M.Th. (2008). Software to estimate -33 and -1500 kPa soil water retention using the non-parametric k-Nearest Neighbor technique. *Environm Modell. Softw.* (23): 254-255).

Purnamadajaja, A.H. & Russell, A. (2005). Pheromone communication in a robot swarm: necrophoric bee behaviour and its replication. *Cambridge University Press*. 23, 731-742.

Seeley, T. D., Kleinhenz, M., Bujok, B., & Tautz, J. (2003). Thorough warm-up before take-off in honey bee swarms. *Naturwissenschaften*, 90(6), 256e260.

Soltani Kazemi, M., Abdanan Mehdizadeh, S., Heydari,

- M & Faregh, S.M. (2017a). Extraction of most effective wavelength of mulberry juice (*Morus Alba Var. nigra L.*) spectra using different PLSR models. *Uloom and Sanaye Ghazayi Journal*.. 69(14), 229-241. In Farsi.
- Soltani Kazemi, M., Abdanan Mehdizadeh, S., Heydari, M & Faregh, S.M. (2017b). Predict changes of some quality parameters of black mulberry juice (*Morusnigra L.*) during ripening using machine vision and fractal analysis. *Uloom and Sanaye Ghazayi Journal*. 5(13), 730-743. In Farsi.
- Zacepins, A. & Karasha, T. (2013). Application of Temperature Measurements for Bee Colony. *Journal of Engineering for Rural Development, Jelgava*. pp. 126–131.
- Zacepins, A., Brusbardis, V., Meitalovs, J., & Stalidzans, E. (2015). Challenges in the development of precision beekeeping. *Biosystems Engineering Journal*, 130, 60e71.
- Zacepins, A., Stalidzans, E., & Meitalovs, J. (2012). Application of information technologies in precision apiculture. In Proceedings of the 13th International Conference on Precision Agriculture (ICPA 2012). Indianapolis, USA.