

Intelligent Classification of Charleston Gray Watermelon Variety Based on Fruit Ripeness Using Acoustic Signal Processing

AMIR ALIPASANDI¹, ASGHAR MAHMOUDI^{*}, HOSSEIN BEHFAR³

1. Ph.D. Student, Department of Biosystems Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran
 2. Associate Professor, Department of Biosystems Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran
 3. Assistant Professor, Department of Biosystems Engineering, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran
- (Received: Aug. 8, 2017- Revised: Jan. 15, 2018- Accepted: Jan. 20, 2018)

ABSTRACT

According to the water crisis in the country and watermelon traditional irrigation process, it is possible to reduce planting and consequently increase the price of this product in the coming years, which highlights the necessity of indices for choosing high-quality watermelons. The purpose of this study is classification of the Charleston Gray watermelon variety into unripe, ripe and overripe classes, in this regard acoustic signals processing, data mining algorithms, and artificial intelligence techniques have been used for this purpose. After preparing the samples, first through a capacitive microphone, signals acquired from different positions of watermelon using a solenoid and then, samples classes were determined by performing sensory evaluations. Signal processing techniques in time, frequency, processing domains and wavelet transformation were used for extraction of important features from acoustic signals of the watermelons, then some of the features that were significant in classification were selected using the t-test. Support Vector Machines and K Nearest Neighbor algorithms were used for sample classification. Totally 52% of the samples were classified correctly by experts. For metal ball, SVM algorithm with cubic kernel function resulted 78% correctly classification for acoustic signals obtained from middle position and Gaussian kernel function resulted 75% correctly classification for signals obtained from stem side position. K Nearest Neighbor algorithm equipped with the cosine distance resulted highest samples classification with a precision of 79% for the metal ball and the position of the stem side.

Key Words: Data mining, Classification, Sensory Evaluation, Watermelon, Ripening, Signal Processing, Support Vector Machines, K Nearest Neighbor

* Corresponding Author's Email: A_mahmoudi@tabrizu.ac.ir

دسته‌بندی هوشمند هندوانه‌ی رقم چارلستون‌گری بر اساس میزان رسیدگی با استفاده از پردازش سیگنال‌های آکوستیک

امیر علی‌پسندی^۱، اصغر محمودی^{۲*}، حسین بهفر^۳

۱. دانشجوی دکتری، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

۲. دانشیار، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

۳. استادیار، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۵/۱۷ - تاریخ بازنگری: ۱۳۹۶/۱۰/۲۵ - تاریخ تصویب: ۱۳۹۶/۱۰/۳۰)

چکیده

با توجه به بحران آب موجود در سطح کشور و فرایند آبیاری سنتی هندوانه، امکان کاهش کاشت و در نتیجه افزایش قیمت این محصول در سال‌های آتی وجود دارد که این امر ضرورت تعیین شاخص‌هایی برای انتخاب هندوانه‌ی با کیفیت را پر رنگ‌تر می‌کند. هدف از انجام این پژوهش دسته‌بندی هندوانه‌ی رقم چارلستون‌گری به کلاس‌های نارس، رسیده و بیش‌رس است که در این راستا از پردازش سیگنال‌های آکوستیک و الگوریتم‌های داده‌کاوی و تکنیک‌های هوش مصنوعی بهره گرفته شده است. پس از تهیه‌ی نمونه‌ها، ابتدا سیگنال‌های صوتی از موقعیت‌های مختلف هندوانه به وسیله‌ی یک ضربه‌زن مجهز به سلونوئید اخذ و سپس با انجام ارزیابی‌های حسی کلاس نمونه‌ها تعیین شد. روش‌های پردازش سیگنال در حوزه زمان، حوزه‌ی فرکانس و پردازش به کمک تبدیل موجک برای استخراج ویژگی‌های با اهمیت از سیگنال‌های صوتی هندوانه‌ها مورد استفاده قرار گرفته و با استفاده از آزمون t تعدادی از ویژگی‌هایی که در تمایز کلاس‌ها معنی‌دار بودند انتخاب شدند. از الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان و K همسایگی نزدیک برای دسته‌بندی نمونه استفاده گردید. در مجموع ۵۲ درصد از کل نمونه‌ها به‌صورت صحیح توسط کارشناسان خبره دسته‌بندی شدند. برای ساچمه‌ی فلزی، الگوریتم SVM، با تابع هسته‌ی درجه‌ی ۳ برای سیگنال‌های صوتی مستخرج از موقعیت وسط، دقت ۷۸ درصد و برای سیگنال‌های صوتی مستخرج از موقعیت ساقه با تابع هسته‌ی گاوسی دقت ۷۵ درصد را حاصل کرد. بهترین دسته‌بندی با مقدار ۷۹ درصد برای جنس ساچمه‌ی فلزی و موقعیت سمت ساقه با الگوریتم دسته‌بند KNN و متریک فاصله‌ی کسینوسی حاصل شد.

واژه‌های کلیدی: داده‌کاوی، دسته‌بندی، ارزیابی حسی، هندوانه، رسیدگی، پردازش سیگنال، ماشین بردار پشتیبان، k همسایگی نزدیک

مقدمه

مصرف‌کنندگان امکان بهره بردن از صنایع تبدیلی در کنار فروش تازه‌ی این محصول و برنامه‌ریزی مناسب برای جلوگیری از ضایعات آن فراهم می‌آید.

برای تشخیص هندوانه‌ی رسیده از نارس روش‌های متعددی موجود است که مراحل مختلف رشد را نشان می‌دهند. بعضی از افراد مرده شدن پیچک و تغییر رنگ آن از سبز به قهوه‌ای در نزدیکی محل اتصال میوه به ساقه را به عنوان معیاری برای قضاوت در مورد رسیدگی قرار می‌دهند. برخی از روی مشخصات خارجی و ظاهری پوست و اندازه‌ی میوه تلاش می‌کنند میزان رسیدگی و زمان برداشت را تشخیص دهند. یکی دیگر از راه‌هایی که در ایران رواج دارد فشردن هندوانه بین دو دست و استماع صدایی است که از بافت داخلی آن حاصل می‌شود که به‌عنوان تردی میوه شناخته‌شده و معرف رسیدگی می‌دانند.

قضاوت در مورد رسیدگی هندوانه با استفاده از خصوصیات بیرونی آن مثل اندازه یا رنگ بیرونی بسیار مشکل می‌باشد. رایج‌ترین روشی که به‌طور سنتی توسط مردم برای تعیین رسیدگی هندوانه بکار گرفته می‌شود، زدن ضربه به آن و قضاوت با استفاده از صدای ایجاد شده است علاوه بر خطای عوامل انسانی، این کار ممکن است فقط روشی مناسب برای افرادی با تجربه‌ی زیاد و خیره باشد (Stone et al., 1996). در اکثر این روش‌ها تشخیص هندوانه‌ی رسیده از هندوانه‌ی بیش‌رس مشکل بوده نیازمند تجربه و تخصص بسیار زیاد است ضمن اینکه تضمینی برای تشخیص درست هندوانه‌ی رسیده از نارس وجود ندارد و به‌احتمال زیاد تشخیص فرد نادرست بوده و انتخاب هندوانه دستخوش تصادف خواهد گردید.

روش دیگر تشخیص رسیدگی هندوانه تحریک ارتعاشی است که در آن پس از اعمال ضربه، ارتعاش ایجادشده توسط شتاب سنج اندازه گرفته می‌شود. این روش نیز دارای محدودیت‌هایی است که مهم‌ترین آن نیاز به چسباندن شتاب سنج به سطح هندوانه‌ها و در نتیجه غیرعملی بودن آن در صنعت است. همچنین جرم شتاب سنج نیز می‌تواند باعث ایجاد خطا شود (Muramatsu et al., 1997; Nourain et al., 2004). در ضمن با زدن ضربه، انرژی تحریک در یک باند کوچک فرکانس و زمان مشخصی متمرکز می‌شود که این موضوع باعث ایجاد محدودیت در تعیین دقیق پارامترها می‌شود (Taniwaki et al., 2009).

مطالعاتی در خصوص سنجش کیفیت داخلی و دسته‌بندی محصول هندوانه انجام شده است. دیزما و همکاران

در سال زراعی ۹۴-۱۳۹۳، میزان تولید کل محصولات جالیزی کشور ۷/۶۱ میلیون تن، معادل ۹/۸۷ درصد از کل تولیدات زراعی بوده است. از این میزان تولید، هندوانه با سهم ۴۸/۸۲ درصد، رتبه‌ی اول تولید محصولات جالیزی کشور را به خود اختصاص داده است. همچنین میزان تولید هندوانه در این سال زراعی حدود ۳/۷۱ میلیون تن برآورد شده که معادل ۴/۸۲ درصد از میزان تولید محصولات زراعی می‌باشد (Ahmadi, 2015). طبق اطلاعات اعلام‌شده از سوی سازمان فائو طی سال‌های ۲۰۰۵ تا ۲۰۱۴، ایران با میانگین تولید ۳/۲۲ میلیون تن مقام سوم را در بین پنج کشور برتر در زمینه‌ی تولید هندوانه دارا بوده است (Anon. 2014).

مطرح شدن مفهوم آب مجازی در برنامه توسعه ششم و توجه به مصرف آب در بخش کشاورزی و صنعت، لزوم وجود سامانه‌هایی برای دسته‌بندی و درجه‌بندی محصولات کشاورزی نظیر هندوانه را بیش از پیش نمایان می‌سازد. با در نظر گرفتن این مفهوم سالانه با صادرات هزاران تن هندوانه به کشورهای عربی، میلیاردها متر مکعب آب از سرزمین‌مان به قیمت بسیار ارزان (یک کیلو هندوانه حتی ارزان‌تر از یک بطری آب معدنی) به خارج از کشور صادر می‌شود. در چنین وضعیتی وجود سامانه‌ای احساس می‌شود که توسط آن بتوان هندوانه‌های درجه‌بندی‌شده و مرغوب‌تر را به قیمت بیشتر صادر کرد تا از این طریق ارزش افزوده به وجود آید.

تشخیص مرحله‌ی رسیدگی و برداشت میوه‌ی رسیده بسیار مهم است، چراکه بازار رقابتی طالب محصول رسیده و باکیفیت در ازای قیمت برابر محصولات مشابه می‌باشد. همچنین در صورت وجود سامانه‌ای مناسب در میادین و مراکز توزیع، می‌توان محصول رسیده را از نارس و بیش‌رس جدا نموده و هرکدام را با قیمت خاص خود به فروش رساند و از این طریق ارزش افزوده ایجاد کرد.

معمولاً برداشت هندوانه‌های یک مزرعه در یک یا دو مرتبه و صرفاً با توجه به وزن آن‌ها، انجام می‌شود. این عمل که می‌تواند به خاطر کاهش هزینه‌های کارگری، افزایش سرعت و عوامل دیگر باشد، موجب می‌شود که در بازار مصرف، هندوانه‌هایی با درجات مختلفی از رسیدگی موجود باشد. اگر بتوان هندوانه‌ها را در گلوگاه‌ها (مثل میادین اصلی میوه و تره‌بار، بندرها و سایر پایانه‌ها) تشخیص داده و جدا نموده و یا در جالیز امکان پایش مراحل رسیدگی و تعیین زمان برداشت این محصول را مشخص نمود، علاوه بر افزایش رضایت

گرفتند. به این ترتیب که نمونه‌ها بر اساس شاخص‌های کیفی معمول یعنی شیرینی، طعم، رنگ و بافت و همچنین از لحاظ مشتری‌پسندی در گستره‌ای از رسیدگی درجه‌بندی شدند. با اعمال روش‌های مختلف در عملیات ایجاد مدل فازی، ۶۰ نوع مدل فازی در نرم‌افزار MATLAB ایجاد شد. مدل فازی که تنها شامل پنج قانون بود با ضریب تبیین ۰/۹۶ برای داده‌های آزمون به‌عنوان بهترین مدل انتخاب گردید. نتایج حاکی از دقت بالای مدل فازی به‌منظور پیاده‌سازی مدلی بین ویژگی‌های کیفی و مشتری‌پسندی هندوانه بود.

Zeng *et al.*, (2013) در مطالعه‌ای به تمایز بین هندوانه رسیده و نارس با استفاده از دستگاه‌های تلفن همراه پرداختند. ایشان توانستند از طریق آنالیز ویژگی‌های مربوط به رسیدگی هندوانه که توسط تلنگر زدن استخراج شده بود و جمع‌آوری سیگنال‌های صوتی توسط میکروفن موجود در دستگاه‌های تلفن همراه، رسیده بودن هندوانه را شناسایی کنند. نتایج تجربی نشان داد که این روش قادر است هندوانه‌ی رسیده و نارس را با دقت کلی بیش از ۸۹ درصد به‌درستی طبقه‌بندی نماید. متغیر بودن قدرت ضربه‌ی افراد، یکسان نبودن عملکرد میکروفن و قدرت پردازشی در دستگاه‌های تلفن همراه مختلف از معایب این سیستم می‌باشد.

دسته‌بندی^۳ فرایند یافتن مدل (تابعی) است که در آن کلاس‌ها و مفاهیم، توصیف و تشخیص داده می‌شوند. مدل بر اساس تحلیل یک مجموعه‌ی آموزشی^۴ از داده‌ها منتج می‌شود و از آن برای پیشگویی برچسب کلاس نمونه‌هایی که کلاس آن‌ها ناشناخته است استفاده می‌شود. این مدل ممکن است به شکل‌های متفاوتی از جمله قواعد دسته‌بندی (قواعدی که با IF-Then نوشته می‌شوند)، درخت‌های تصمیم^۵، فرمول‌های ریاضی یا شبکه‌های عصبی^۶ نمایش داده شود. روش‌های دیگری نیز مانند دسته‌بندی بیز^۷، ماشین‌های بردار پشتیبان^۸ و K نزدیک‌ترین همسایه^۹ برای ساختن مدل‌های دسته‌بندی وجود دارند (Han, 2011).

در مطالعات مشابه صوتِ برخورد محصول به صفحات فلزی استحصال می‌شد (Omid *et al.*, 2009) و یا سیگنال صوتی ثبت شده مربوط به ناحیه‌ی غیر از مکان ضربه بود

(Diezma *et al.*, 2004) با آزمون ضربه و پردازش طیف، کیفیت محصول هندوانه را مورد مطالعه قرار داده و رابطه‌ی معنی‌داری بین فرکانس بیشینه و رسیدگی هندوانه به دست آوردند. در این تحقیق ویژگی‌های حوزه فرکانس برای این منظور مورد استفاده قرار گرفت. کرملاچعب (Karmollachaab, 2012) طی پژوهشی اقدام به تشخیص کیفیت داخلی هندوانه به کمک فن‌آوری صوت و شبکه‌های عصبی مصنوعی نمود. در پژوهش فوق سیستمی جهت جداسازی هندوانه‌ی رقم کریمسون‌سوویت^۱ بر اساس کیفیت داخلی و با روش غیر مخرب مبتنی بر صوت و شبکه‌ی عصبی مصنوعی، پیاده‌سازی شد که دقت شبکه‌ی عصبی منتخب برای جداسازی هندوانه‌های نارسیده تا حدودی رسیده، رسیده، بیش‌رسیده و پوک و بیمار به ترتیب برابر ۹۱/۵۴، ۹۸/۴۶، ۸۵/۳۸، ۸۲/۳۱ و ۸۴/۶۱ درصد بود. این سیستم به‌صورت ثابت و ایستگاهی بوده و امکان استفاده از آن توسط کشاورز در جالیز و یا توسط خریدار در هنگام خرید وجود ندارد.

Abbaszadeh *et al.*, (2010) طی پژوهشی رسیدگی غیر مخرب هندوانه را با استفاده از روش ارتعاش‌سنجی لیزر دوپلر LDV^۲ مورد ارزیابی قرار دادند. در این مطالعه بعد از انجام آزمون‌های غیر مخرب، هندوانه‌ها مورد ارزیابی حسی قرار گرفتند. به این ترتیب که نمونه‌ها بر اساس شاخص‌های کیفی معمول یعنی شیرینی، طعم، رنگ و بافت و همچنین از لحاظ مقبولیت کلی (مجموع صفات مورد نظر مصرف‌کنندگان) در گستره‌ای از رسیدگی درجه‌بندی شدند. نتایج بررسی پاسخ ارتعاشی نشان داد اختلاف معنی‌داری بین فرکانس تشدید دوم و شیرینی، طعم، رنگ و بافت در سطح ۱ درصد وجود ندارد. ضمناً رابطه معنی‌داری بین این فرکانس و مقبولیت کلی و رنگ در سطح ۵ درصد مشاهده شد. ارتباط معنی‌داری نیز در سطح ۱ درصد مابین تغییر فاز در فرکانس ۲۰۰ هرتز و نتایج آزمون حسی به دست آمد. نتایج اختلاف معنی‌داری را در سطح ۵ درصد بین تغییر فاز در ۱۵۰ هرتز و طعم و مقبولیت کلی و همچنین بین تغییر فاز در ۲۵۰ هرتز و رنگ هندوانه‌ها نشان ندادند.

Abbaszadeh *et al.*, (2012) در مطالعه‌ای دیگر مشتری‌پسندی هندوانه بر اساس داده‌های ارزیابی حسی به کمک مدل فازی خبره را پیش‌بینی نمودند. در این پژوهش ۴۳ عدد هندوانه‌ی رقم کریمسون‌سوویت مورد ارزیابی حسی قرار

3. Classification
4. Training
5. Decision Trees
6. Neural Networks
7. Bayesian Classification
8. Support Vector Machine
9. K-Nearest Neighbor

1. Crimsonsweet
2. Laser Doppler Vibrometry

کاشت عمل چیدن هندوانه انجام می‌شود.

دو هفته پس از برداشت مرحله‌ی اول، انتخاب و برداشت هندوانه‌هایی که از نظر جالیزکار کاملاً رسیده بودند طی سه گام زمانی در فواصل دو روز آغاز شد. در انتخاب هندوانه‌ها در این مرحله سعی شد تفاوت معنی‌دار و ملموسی از لحاظ اندازه با هندوانه‌های مرحله اول وجود نداشته باشد.

دسته‌ی سوم مربوط به هندوانه‌های بیش‌رس است. هنگامی که هندوانه بیش از حد در جالیز بماند محلی از ساقه که به میوه متصل است به تدریج ترد و خشک شده و به مرور ارتباط هندوانه با زمین قطع می‌شود. پس از آن مواد غذایی لازم برای بقاء گیاه به‌جای خاک از خود گیاه تأمین می‌شود. وقوع چنین حالتی در راستای تغییرات فیزیولوژیکی باعث تبدیل قندها به نشاسته شده و موجب تغییر بافت هندوانه به حالت اسفنجی و کپکی شده، در نهایت منجر به تخمیر می‌شود که به هیچ‌وجه مطلوب مصرف‌کننده نیست. به منظور شبیه‌سازی موارد فوق در تهیه هندوانه‌های بیش‌رس در مرحله‌ی سوم از جالیزکار خواسته شد تا بر اساس مؤلفه‌ی زمان و همچنین معیارهایی که خود با تجربه‌ی شخصی به دست آورده این هندوانه‌ها را انتخاب نماید. جالیزکار مورد نظر از متخصصین این امر در کشت و صنعت مغان بوده است و از زمان کاشت هندوانه‌های جالیزها به خوبی آگاه بوده است به همین جهت در انتخاب و تهیه هندوانه‌های نارس از نظر ایشان استفاده به عمل آمد. همچنین تعدادی از هندوانه‌های مرحله‌ی دوم در فواصل زمانی جداگانه به مدت ۱۵، ۳۰ و ۴۵ روز در محل آزمایشگاه و دمای اتاق نگهداری شدند تا بخشی از هندوانه‌های دسته‌ی بیش‌رس را تشکیل دهند و این اطمینان حاصل شود که پس از اتمام محصول در جالیز هندوانه‌ی بیش‌رس جهت آموزش مدل موجود خواهد بود. در شکل ۱ - الف بخشی از این نمونه‌ها نشان داده شده است.

تشکیل تست پنل برای ارزیابی حسی و دسته‌بندی هندوانه‌ها
به دلیل کثرت پارامترهای کیفی مواد غذایی که در دهان حس می‌شوند و با توجه به اینکه جویدن یک فرایند مخرب محسوب می‌شود، انجام آزمون‌های مخرب روش مناسبی برای ارزیابی کیفی مواد غذایی منطقی به نظر می‌رسد. از این‌رو آزمون‌های مخرب به‌عنوان روش مرجع مورد استفاده قرار می‌گیرند و استانداردهای مختلفی در این زمینه وضع شده است (Bourne, 2002). در مطالعات مربوط به دسته‌بندی پس از انتخاب معیاری غیر مخرب، برچسب کلاس هر یک از نمونه‌ها توسط آزمون‌های مخرب تعیین می‌شود و مدل‌هایی بر اساس آن معیار تشکیل و

(Saadatiniya & Emadi., 2011)، که این روش‌ها به دلیل قرار گرفتن میکروفون درون محفظه یا در سمت مقابل محل ضربه آن‌ها را بیشتر به صورت آزمایشگاهی و ایستگاهی مطرح می‌کرد. از طرفی نوع ایجاد ضربه به روی محصول توسط مطالعات پیشین قابل تعمیم به مطالعه حاضر نیست زیرا هندوانه محصولی نیست که صدای برخورد حاصل از سقوط آن روی صفحه فلزی دریافت شود. همچنین در صورت استفاده از پاندول برای ضربه زدن به آن، مطالعه حاضر نیز به شکل ثابت و ایستگاهی تبدیل می‌شود. در این مطالعه با در نظر گرفتن سهولت حمل و نقل و ابعاد کوچک برای سیستم، میکروفون در نزدیک ساچمه‌ی ضربه‌زن قرار داشته و تقریباً با فاصله بسیار کمی از سطح محصول سیگنال صوتی را در همان محلی که ضربه واقع می‌شود ثبت شد.

هدف از انجام این پژوهش دسته‌بندی هندوانه‌ی رقم چارلستون گری^۱ به کلاس‌های نارس، رسیده و بیش‌رس می‌باشد که در این راستا از پردازش سیگنال‌های آکوستیک و الگوریتم‌های داده‌کاوی و تکنیک‌های هوش مصنوعی بهره گرفته شده است.

مواد و روش‌ها

تهیه و آماده‌سازی نمونه‌ها

با تهیه‌ی نمونه‌های مناسب برای آموزش مدل دسته‌بند در حقیقت مرز دسته‌ها مشخص شده و مدل آماده‌ی پاسخگویی به نمونه‌هایی می‌شود که در آینده با آن مواجه خواهد شد. نمونه‌ها بایستی به‌گونه‌ای انتخاب شوند که به بهترین نحو دسته‌ای که در آن قرار می‌گیرند را تبیین کنند. در همین راستا طی سه مرحله در مجموع حدود ۲۰۰۰ کیلوگرم هندوانه‌ی رقم چارلستون گری از جالیزی واقع در کشت و صنعت شهرستان پارس‌آباد تهیه شد. در مرحله‌ی اول که از لحاظ زمانی مقارن با آغاز فصل برداشت بود با کمک جالیزکار هندوانه‌های بالغ انتخاب شدند. در حقیقت می‌توان گفت این دسته شامل هندوانه‌های کاملاً نارس و هندوانه‌هایی است که زمان کمی تا رسیدگی آن‌ها باقی است ولی از لحاظ فیزیولوژیکی بالغ شده و از اندازه و وزن مناسبی برخوردار هستند. از دیدگاه مصرف‌کننده این هندوانه‌ها از لحاظ بافت، رنگ و طعم نارس اطلاق می‌شوند. برای نیل به این منظور اغلب از روی معیارهایی مثل شکل، اندازه، وزن و مهم‌تر از همه تعداد روزهای سپری‌شده از زمان

1. Charleston Gray

منظور تست پنلی جهت ارزیابی حسی و مشخص شدن برچسب کلاس نمونه‌ها تشکیل شد (شکل ۱ - ب).

آموزش داده می‌شود تا برچسب کلاس نمونه‌های آتی توسط همین مدل‌ها و به صورت غیر مخرب تعیین شود. برای همین



شکل ۱. الف) نمونه‌های نگهداری شده برای فراهم کردن اعضای کلاس بیش‌رس ب) تشکیل تست پنل و انجام ارزیابی حسی

از زمان بهینه برداشت شده و کاملاً نارس هستند تخصیص یافته است. امتیاز ۲ و ۴ نیز حالت بینابینی دارند. پس از بردن هندوانه‌ها نیز امتیاز افراد بر مبنای سنجه‌هایی مثل رنگ، بافت، شیرینی، عطر و طعم و مقبولیت کلی تخصیص شد. از نظرهایی که قبل از بردن هندوانه ثبت شده است به منظور مقایسه‌ی دقت الگوریتم‌های دسته‌بندی با دقت دسته‌بندی انسان و از نظرهایی که بعد از بردن هندوانه ثبت شده است جهت مشخص کردن کلاس هر یک از نمونه‌ها استفاده شد. جدول ۱ نحوه‌ی تخصیص امتیازها برای ۵ هندوانه‌ی نمونه را نشان می‌دهد. در پایان و بعد از ارزیابی حسی توسط افراد و کارشناسان خبره، تعداد نمونه‌ها در هر یک از کلاس‌ها مشخص شد. بر همین اساس ۹۸ نمونه در کلاس نارس، ۱۱۹ نمونه در کلاس رسیده و ۸۳ نمونه در کلاس بیش‌رس دسته‌بندی شدند.

طریقه‌ی تست بدین صورت بود که هر پنل از پنج نفر و از عموم اقشار جامعه تشکیل شده (جهت افزایش قابلیت تعمیم نتایج) و اعضای آن در هر تست تغییر می‌کرد تا افراد و کارشناسان نسبت به نوع و دسته‌ی هندوانه‌ها پیش‌زمینه‌ی ذهنی پیدا نکنند. در هر تست افراد ۱۰ عدد هندوانه را مورد آزمون قرار می‌دادند. نظر افراد قبل و بعد از بردن هندوانه‌ها ثبت می‌شد. از نظرهایی که قبل از بردن هندوانه ثبت شده است به منظور مقایسه‌ی دقت الگوریتم‌های دسته‌بندی با دقت دسته‌بندی انسان و از نظرهایی که بعد از بردن هندوانه ثبت شده است جهت مشخص کردن کلاس هر یک از نمونه‌ها استفاده شده است.

به هندوانه‌ی کاملاً رسیده امتیاز ۳ اختصاص داده شده است. امتیاز پنج به هندوانه‌ای که از نظر فرد بیش‌رس و تخمیر شده و امتیاز ۱ به هندوانه‌هایی که از نظر آزمونگر خیلی زودتر

جدول ۱. نحوه‌ی تخصیص امتیاز و دسته‌بندی برای ۵ عدد هندوانه‌ی نمونه

نظر افراد بعد از بردن هندوانه							نظر افراد قبل از بردن هندوانه						
دسته	میانگین	نظر کارشناسان	دسته	میانگین	نظر کارشناسان	دسته	میانگین	نظر کارشناسان	دسته	میانگین	نظر کارشناسان		
۱ نارس	۲	۲	۲	۲	۲	۲	۲	۲	۲	۲	۲		
۱۰ نارس	۲	۲	۲	۲	۲	۲	۲	۲	۲	۲	۲		
۲۰ رسیده	۳	۳	۳	۳	۳	۳	۳	۳	۳	۳	۳		
۳۰ بیش‌رس	۴/۶	۵	۴	۴	۵	۵	۴	۴	۵	۴	۴		
۴۰ نارس	۲/۲	۲	۳	۲	۲	۲	۲	۲	۲	۲	۲		

تشکیل کلاس‌ها بهره گرفته شده است. بدین ترتیب که اگر این مقدار در بازه‌ی [۱، ۲/۵] باشد نمونه در دسته‌ی نارس و در صورتی که این مقدار در بازه‌ی [۲/۶، ۳/۴] باشد نمونه در دسته‌ی رسیده قرار می‌گیرد. مقدار این پارامتر در بازه‌ی [۵

تشکیل کلاس‌های سه‌گانه

برای تشکیل گروه‌ها و کلاس‌ها بایستی نوعی گسسته‌سازی از روی امتیازهای اختصاص داده شده به نمونه‌ها صورت گیرد. در مطالعه‌ی حاضر از میانگین امتیازها به عنوان معیاری برای

۳/۵] مبین یک هندوانه‌ی بیش‌رس است.

استحصال سیگنال‌های صوتی

در مطالعه‌ی حاضر نمونه‌ی اولیه از سیستمی جهت استحصال سیگنال‌های صوتی هندوانه ساخته شد. این سیستم مجهز به یک سلونوئید است که در انتها به ساچمه‌ای متصل شده و بدین ترتیب نیروی ضربه‌ی یکسان در تمامی آزمون‌ها تولید می‌شود. بر خلاف سایر مطالعات که صوت برخورد محصول به صفحات فلزی استحصال می‌شد (Omid et al., 2009) و یا سیگنال صوتی ثبت شده مربوط به ناحیه‌ی غیر از مکان ضربه بود (Saadatiniya & Emadi., 2011)، در این مطالعه با در نظر گرفتن سهولت حمل و نقل و ابعاد کوچک برای سیستم، میکروفون در نزدیک ساچمه‌ی ضربه‌زن قرار داشته و سیگنال صوتی را در همان محلی که ضربه واقع می‌شود ثبت می‌کند. پس از ثبت سیگنال‌های تست‌های تجربی و پردازش سیگنال‌های اولیه، در نهایت میکروفن خازنی نوع پاناسونیک (VM-034CY) به علت نسبت خوب سیگنال به نویز انتخاب و استفاده شد. بدنه‌ی دستگاه نیز به منظور جلوگیری از ثبت ارتعاشاتی که ممکن است در هنگام ضربه در مواد فلزی ایجاد شده و نویزی برای سیگنال اصلی محسوب شود از PVC ساخته شد. همچنین به منظور بررسی اثر جنس عنصر ضربه‌زن از دو ساچمه‌ی پلاستیک^۱ POM و فلزی به قطر ۱۵ میلی‌متر استفاده شده است. هر هندوانه به صورت طولی، سه ناحیه سمت ساقه، وسط و سمت گل در نظر گرفته شده و با اعمال ضربه در این سه موقعیت سیگنال‌های صوتی از این قسمت‌ها به دست آمد به طوری که در هنگام ضربه و اخذ سیگنال دستگاه به صورت عمودی بر روی سطح نمونه قرار میگرفت. سمت ساقه، وسط و موقعیت سمت گل تأثیر موقعیت ضربه نیز مورد بررسی قرار گرفت. (شکل ۲ - ۵). توان سلونوئید از یک منبع تغذیه‌ی ۱۲ ولت ۲ آمپر تأمین شد. نمایی از سلونوئید، ساچمه‌ها و محفظه سیستم ضربه‌زن در شکل ۲ نشان داده شده است.

جهت حذف اصوات محیط، پیرامون محل قرارگیری میکروفون در دستگاه با استفاده از چسب حرارتی پوشش داده شد تا حداقل تبادل صوتی با محیط داشته باشد. همچنین داده برداری و ضبط صدا درست قبل از ضربه آغاز شده و در کسری از ثانیه صورت می‌پذیرد و با توجه به فاصله‌ی بسیار کم میکروفون که تقریباً به سطح هندوانه چسبیده نسبت نویز به سیگنال به حداقل می‌رسد.

الگوریتم سیستم بدین صورت است که بعد از صدور فرمان از طرف کاربر جریان برق در سلونوئید برقرار شده، هسته‌ی آهنی را به عقب کشیده و فنر آن را فشرده می‌کند. در همان لحظه، ثبت سیگنال صوتی شروع شده و هسته‌ی آهنی بر اثر نیروی فنر فشرده شده بر روی سطح هندوانه فرود آمده و با برخورد ساچمه صوت حاصل از طریق کارت صوتی USB کسب می‌شود. برد الکترونیکی آردوینو UNO نقش واسط را بین سلونوئید و نرم‌افزار Matlab که بستر نرم‌افزاری و کنترلی را برای این کار فراهم کرد، دارد. ضریب سختی فنر به کار رفته در ساختار سلونوئید در حدی نبود که مانع از عقب رفتن هسته در آن به واسطه نیروی مغناطیس شود در نتیجه حرکت هسته در هنگام فشرده و باز شدن فنر بسیار روان و عاری از صدا بود. همچنان که ذکر شد داده‌برداری درست کمی قبل از برخورد ساچمه به سطح هندوانه شروع شده و در این حالت از ثبت اصوات ناشی از کارکرد اجزا داخلی سلونوئید ممانعت به عمل می‌آید.

با توجه به اینکه در این سیستم، میزان نیروی اعمالی تنها به مشخصات هندسی و مکانیکی فنر استفاده شده در ساختار سلونوئید بستگی دارد و از آنجا که تمام تست‌ها تنها با یک سلونوئید انجام پذیرفته است بنابراین می‌توان بیان نمود که شدت نیروی اعمالی در تمام تست‌ها مقدار ثابت و یکسانی داشته است. همچنین محل برخورد ساچمه با هندوانه دقیقاً روی سطح هندوانه واقع شده است که به تبع آن فشردگی و باز شدن فنر در محدوده الاستیک و به یک میزان ثابت و خواهد بود.

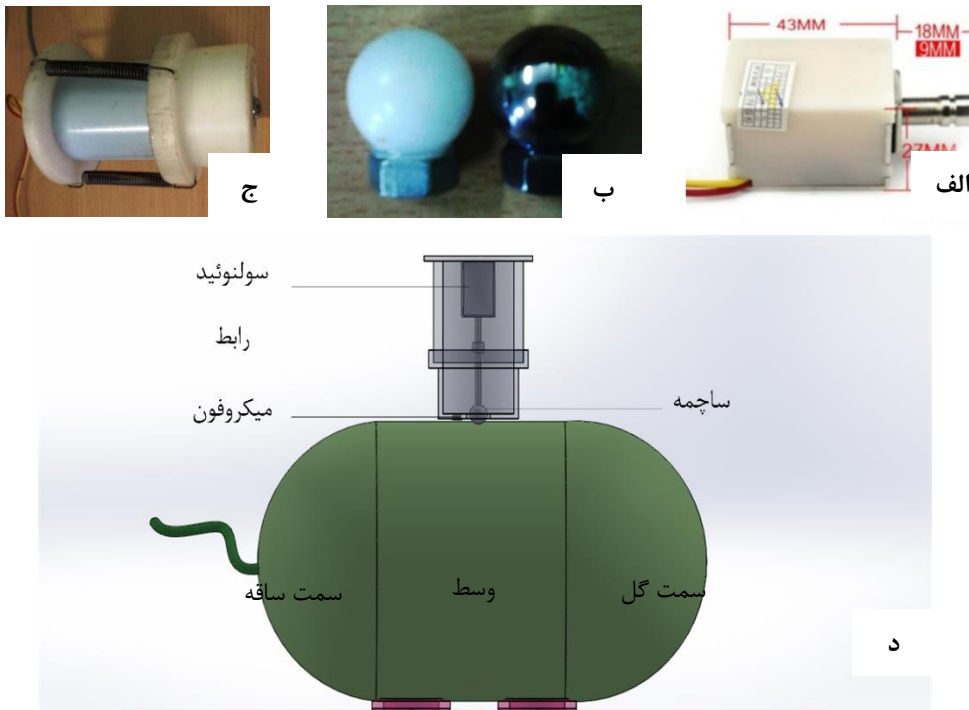
اندازه‌گیری سیگنال‌های موجی شکل بایستی با نرخ داده‌برداری مناسب انجام پذیرد در غیر این صورت اطلاعات مهمی از دست خواهند رفت. از دیدگاه کاربردی بهترین نرخ داده‌برداری اندکی کم‌تر از حداکثر زمان پاسخ حسگر است. در مطالعه‌ی حاضر نرخ داده‌برداری ۸۰۰۰ نمونه در ثانیه انتخاب شده است.

توجه به این نکته لازم است که نمونه‌برداری در تبدیل سیگنال آنالوگ به دیجیتال بر مبنای چند اصل صورت می‌گیرد که یکی از آنها اصل نمونه برداری نایکوئیست می‌باشد. بر اساس این قضیه چنانچه از یک سیگنال با سرعت حداقل دو برابر بالاترین فرکانس آن نمونه‌برداری گردد می‌توان با استفاده از همین نمونه‌ها مجدداً سیگنال اصلی را بازسازی کرد. چنانچه فرکانس نمونه‌برداری کمتر از دو برابر بالاترین فرکانس اصلی باشد به خاطر تداخل شکل موجی دیگر امکان بازسازی سیگنال اصلی وجود ندارد. بر این اساس، همانطور که در شکل ۴

1. Polyoxymethylene

در مطالعات پیشین از محصول برای به ارتعاش در آوردن صفحه فلزی استفاده می‌شد که قابل تعمیم به مطالعه حاضر نیست زیرا هندوانه محصولی نیست که صدای برخورد حاصل از سقوط آن روی صفحه فلزی دریافت شود و در این مطالعه از اجسام خارجی برای مرتعش کردن محصول استفاده شده است. در حالتی که میکروفون در سمت دیگر محصول قرار می‌گیرد موج صدای ایجاد شده حاصل از برخورد پاندول یا جسم خارجی بر محصول پس از طی ضخامت محصول به میکروفون می‌رسد در حالی که در مطالعه‌ی حاضر میکروفون در محل ضربه قرار داشته و موج صوتی پس از برخورد به جداره سمت مقابل به سمت میکروفون باز می‌گردد. قله‌های موجود در این نمودار را می‌توان پژواک‌هایی در نظر گرفت که موجب تحریک میکروفون شده و نهایتاً میرا گشته است. ضمن اینکه هندسه و شکل فیزیکی محصول در شکل نمودار شدیداً تاثیرگذار است.

مشاهده می‌شود بالاترین فرکانس به دست آمده برای اصوات ضبط شده در حدود ۳۰۰ تا ۳۵۰ هرتز بوده و با توجه به اینکه مطالعه‌ی حاضر با نرخ نمونه‌برداری ۸ کیلو هرتز انجام شده است، بنابراین اطمینان وجود دارد که با استفاده از این نرخ نمونه‌برداری از بروز پدیده‌ی aliasing جلوگیری شده است. در شکل ۳ نمونه‌ای از نمودار سیگنال استحصال شده برای یک هندوانه‌ی رسیده دیده می‌شود که مقدار ولتاژ تولید شده توسط میکروفون را در هر لحظه نشان می‌دهد. پنجره‌ای از آن که با رنگ روشن مشخص شده است انتخاب و برای عملیات پردازش سیگنال و استخراج ویژگی به کار رفت. در مطالعات مشابه پیشین، در حالتی که میکروفون درون محفظه قرار میگرفت و صدای صفحه فلزی مرتعش به دست می‌آمد که مشخصاً با صدای خود محصول تفاوت بنیادین دارد و واضح است که نمودار این دو صوت متفاوت خواهند بود. در واقع



شکل ۲. نمایی از اجزای سیستم اخذ سیگنال صوتی: الف) سولنوئید ب) ساجمه‌ها ج) محفظه سیستم ضربه‌زن د) شماتیک کلی و موقعیت‌های اعمال ضربه و اخذ سیگنال آکوستیک

استخراج ویژگی

مقادیر سیگنال‌های به دست آمده از نمونه‌ها نمی‌توانند به صورت مستقیم به عنوان ورودی مدل‌های دسته‌بندی و روش‌های تجزیه و تحلیل ثانویه استفاده شوند چرا که این مقادیر گروه بسیار بزرگی از داده‌های خام را در بر گرفته و معمولاً تعبیر ریاضی یا فیزیکی خاصی نیز ندارند. به همین دلیل لازم

پردازش سیگنال

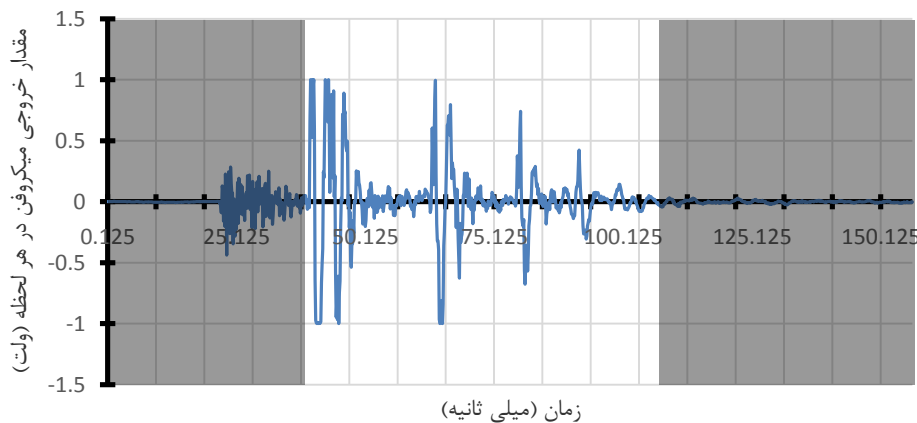
در مطالعه‌ی حاضر روش‌های پردازش سیگنال در حوزه زمان شامل ویژگی‌های آماری و ویژگی‌های مربوط به مقادیر پیک‌ها، پردازش در حوزه‌ی فرکانس و پردازش به کمک تبدیل موجک برای استخراج ویژگی‌های با اهمیت از سیگنال‌های صوتی هندوانه‌ها مورد استفاده قرار گرفتند.

داده‌های موجی شکل (مانند صدا و ارتعاشات) را اندازه‌گیری می‌کنند، ابتدا به ساکن در حوزه‌ی زمان هستند. این امر بدین معناست که درایه‌های سیگنال، جدا از کمیت مورد اندازه‌گیری، دارای تابعیت و نظم زمانی هستند. در بیش‌تر کاربردها به دلیل کاستن از حجم محاسباتی که برای انتقال به حوزه‌ی فرکانس لازم است، مطلوب است استخراج ویژگی‌ها در حوزه‌ی زمان انجام شود. در این مطالعه از سیگنال حوزه زمان ویژگی‌های آماری و ویژگی‌های مربوط به مقادیر پیک‌ها استخراج شد.

است تا تعدادی از شاخص‌های سیگنال را که دارای تعبیر ریاضی هستند و می‌توانند معرف مناسبی برای ویژگی‌های آن باشند استخراج کرده و برای شناسایی و دسته‌بندی سیگنال‌ها، از آن‌ها بهره گرفت. این ویژگی‌ها در واقع توابعی هستند که بر روی مقادیر سیگنال در حوزه‌ی زمان و فرکانس تعریف می‌شوند.

پردازش در حوزه زمان

تقریباً تمامی سیگنال‌های تحصیل شده توسط حسگرهایی که



شکل ۳. نمونه‌ای از قسمت انتخاب شده‌ی سیگنال استحصال شده برای یک هندوانه‌ی رسیده

$$\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x_n|^2} \quad (\text{رابطه ۵})$$

$$\sqrt{\prod_{n=1}^N x(n)} \quad (\text{رابطه ۶})$$

$$\frac{N}{\sum_{n=1}^N \frac{1}{x(n)}} \quad (\text{رابطه ۷})$$

$$\sum_{n=1}^N \left(x(n) \times \log \left(\frac{1}{x(n)} \right) \right)^2 \quad (\text{رابطه ۸})$$

ویژگی‌های مستخرج از آنالیز پیک‌های سیگنال

غالباً زمان وقوع پیک‌ها در سیگنال متعلق به کلاس‌های مختلف متفاوت بوده و مقدار و محل وقوع پیک‌های اصلی در سیگنال می‌تواند عامل مهمی برای تفکیک کلاس‌های مختلف باشد. در همین راستا ۶ ویژگی به ترتیب زیر از سیگنال در حوزه‌ی زمان استخراج شد:

دو ویژگی شامل مقدار و موقعیت پیک‌هایی که مقدار بیشتری از مقدار مشخص شده دارند^۱ که در مطالعه‌ی حاضر این مقدار برابر ۰/۹ در نظر گرفته شده است.

دو ویژگی شامل مقدار و موقعیت برجستگی پیک‌هایی که

ویژگی‌های آماری

به دلیل ماهیت سیگنال‌های حوزه‌ی فرکانس مطلوب است ویژگی‌های آماری از سیگنال‌های حوزه‌ی زمان استخراج شود. در مطالعه‌ی حاضر ۱۰ ویژگی از سیگنال صوتی در حوزه‌ی زمان استخراج شد که روابط ۱ تا ۸ به ترتیب معرف میانگین، انحراف معیار، اسکیونس، کورتوسیس، ریشه‌ی میانگین مربعات، میانگین هندسی، میانگین هارمونیک و آنتروپی است. در همه‌ی این رابطه‌ها $x(n)$ مقدار یک سیگنال در زمان‌های مختلف و N تعداد نقاط یک سیگنال در طول زمان است. علاوه بر موارد فوق، میانه و مد نیز برای سیگنال حوزه‌ی زمان استخراج شد.

$$\frac{\sum_{n=1}^N x(n)}{N} \quad (\text{رابطه ۱})$$

$$\sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - \text{Mean}(X(n)))^2}{N-1}} \quad (\text{رابطه ۲})$$

$$\frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - \text{Mean}(X(n)))^4}{(N-1) \times (\text{STD}(X(n)))^3} \quad (\text{رابطه ۳})$$

$$\frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - \text{Mean}(X(n)))^4}{(N-1) \times (\text{STD}(X(n)))^4} \quad (\text{رابطه ۴})$$

1. Minimum Peak Height

خروجی چنین فیلتری برای ورودی نویز سفید یک فرایند خودهمبسته^۳ است (Marple, 1987; Proakis, 1996).

روش‌های خودهمبسته، طیف‌های حاوی پیک‌های متعدد (اطلاعاتی که PSD در فرکانس‌های خاصی بزرگ است) را به خوبی توصیف می‌کنند. علاوه بر این، مدل‌های خودهمبسته منجر به یک سیستم معادلات خطی می‌شوند که حل آن‌ها نسبتاً ساده است. روش Burg روشی برای تخمین طیفی خودهمبسته مبتنی بر حداقل سازی خطاهای پیش‌بینی پیشین و پسین است به طوری که معادله‌ی بازگشتی Levinson-Durbin ارضا شود (Marple, 1987; Proakis, 1996). بر خلاف روش‌های دیگر برآورد طیف خودهمبسته، روش Burg از محاسبه تابع وابستگی خودکار اجتناب می‌کند و به جای آن، ضرایب انعکاسی را به طور مستقیم تخمین می‌زند.

در مطالعه‌ی حاضر برای تخمین PSD از روش Burg استفاده شده است که تابع آن در جعبه‌ابزار پردازش سیگنال نرم‌افزار Matlab پیاده‌سازی شده و موجود است. مزیت اصلی روش Burg قابلیت اجرای خوب در سیگنال‌هایی با سطوح نویز کم و داده‌هایی با رکوردهای بسیار کوتاه است که در این صورت تخمین PSD بر اساس طیف خودهمبسته بسیار نزدیک به مقادیر واقعی می‌شود. علاوه بر این، روش Burg یک مدل خودهمبسته پایدار را تضمین کرده و از نظر محاسباتی کارآمد است. برای طیف تخمین زده‌شده توسط روش Burg نیز رویکردی مورد استفاده برای فرکانس‌های غالب اتخاذ شده و تنها پیک‌های این طیف جهت استخراج ویژگی استفاده شدند.

در نهایت ۸ ویژگی از حوزه‌ی فرکانس استخراج شد که شامل ۳ فرکانس غالب و دامنه‌ی متناظر آن‌ها و مقادیر ۲ پیک غالب در چگالی طیف توان تخمین زده شده توسط روش Burg بود.

پردازش به کمک تبدیل موجک

موجک‌ها^۴ دسته‌ای از توابع ریاضی هستند که برای تجزیه سیگنال پیوسته به مؤلفه‌های فرکانسی آن بکار می‌روند که رزولوشن هر مؤلفه برابر با مقیاس آن است. در مقایسه با تبدیل فوریه می‌توان گفت که تبدیل موجک دارای خصوصیت محلی‌سازی بسیار خوبی است. به‌طور مثال تبدیل فوریه یک پیک تیز دارای تعداد زیادی ضریب است، چراکه توابع پایه تبدیل فوریه توابع سینوسی و کسینوسی هستند که دامنه آن‌ها در کل بازه ثابت است، در حالی که توابع موجک توابعی هستند

اهمیت نسبی دارند.^۱ برجستگی یک پیک نشان می‌دهد که آن پیک به علت ارتفاع ذاتی و موقعیت چه مقدار نسبت به سایر پیک‌ها بالاتر است. طبق این تعریف یک پیک جدا و تنه‌ای کوتاه می‌تواند بیشتر از یک پیک بلندتر که در محدوده‌اش پیک‌های بلند فراوانی موجود است برجسته‌تر باشد.

فاصله دو پیک مثبت و منفی اصلی از هم یا به بیان دیگر تفاوت حداکثر و حداقل مقدار در سیگنال

نسبت بزرگ‌ترین مقدار مطلق در سیگنال به ریشه میانگین مربعات سیگنال که از طریق رابطه‌ی ۹ به دست آمده است.

$$\frac{\|X\|_{\infty}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x_n|^2}} \quad (\text{رابطه ۹})$$

پردازش در حوزه‌ی فرکانس

تأثیر نویز اغلب در سیگنال‌های حوزه زمان شدیدتر است به همین دلیل سیگنال‌های زمانی معمولاً مغشوش بوده و اطلاعات دقیقی ارائه نمی‌کنند. به علاوه این سیگنال‌ها هیچ توضیحی در مورد محتوای فرکانسی یک سیگنال ارائه نمی‌دهند. در این تحقیق هم پس از عبور سیگنال از تبدیل فوریه، مقدار فرکانس و دامنه‌ی سه فرکانس غالب به عنوان برخی از ویژگی‌های حوزه‌ی فرکانس استخراج شد که در شکل ۴ می‌توان فرکانس‌ها مورد استفاده را مشاهده کرد.

در مطالعه‌ی حاضر پیک‌های سیگنال‌های حوزه‌ی فرکانس مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته و ویژگی‌ها از آن‌ها استخراج شد.

از چگالی طیف توان (PSD) هم که می‌تواند یکی از مشخصه‌های سیگنال در کلاس‌های مختلف رسیدگی هندوانه باشد ویژگی‌هایی استخراج شد. برای تخمین چگالی طیف توان روش‌های متعدد و متفاوتی در دسترس است. روش‌های پارامتریک می‌توانند دقت بالاتر از روش‌های غیر پارامتریک را در مواردی که طول سیگنال کوتاه است، نتیجه دهند. این روش‌ها از رویکرد متفاوتی در تخمین طیفی استفاده می‌کنند بدین ترتیب که به جای تلاش برای تخمین PSD به طور مستقیم از روی داده‌ها، ابتدا داده‌ها را به عنوان خروجی یک سیستم خطی متأثر از نویز سفید مدل کرده و سپس به تخمین پارامترهای آن سیستم خطی می‌پردازند. مرسوم‌ترین مدل سیستم خطی که به این منظور استفاده می‌شود مدل تمام قطب است که در واقع فیلتری است که تمام صفرهای آن در مبدأ صفحه‌ی Z قرار دارد.

3. Autoregressive
4. Wavelet

1. Minimum Peak Prominence
2. Power Spectral Density

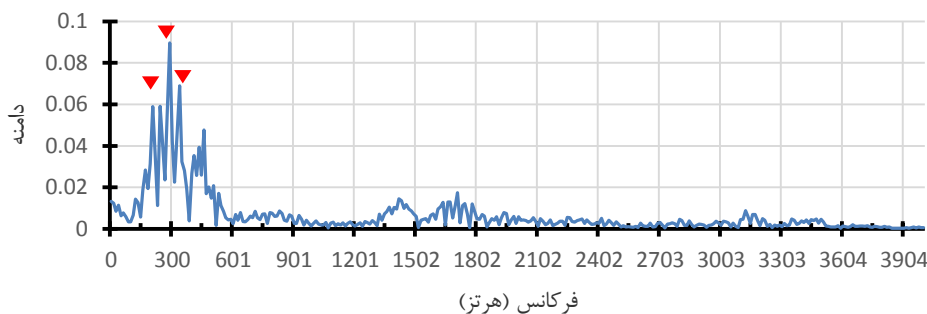
ویژگی، مجموع توان دوم مقادیر سیگنال‌های به دست آمده از تبدیل موجک بر تعداد عناصر موجود در هر سیگنال شده و بدین ترتیب ۵ ویژگی از سیگنال‌های حاصل از تجزیه سیگنال صوت اصلی توسط تبدیل موجک به دست آمد.

علاوه بر این پنج ویژگی از آنتروپی شانون نیز در حوزه‌ی موجک طبق رابطه‌ی ۱۰ (Coifman, 1992) برای استخراج ویژگی‌های غیرخطی استفاده شد که در آن s_i ها ضریب متعامد نرمال شده از سیگنال هستند.

$$-\sum_i s_i^2 \log(s_i^2) \quad (\text{رابطه ۱۰})$$

که بیشتر انرژی آن‌ها در بازه کوچکی متمرکز شده است و به سرعت میرا می‌شوند؛ بنابراین با انتخاب مناسب موجک‌های مادر می‌توان فشردگی بهتری در مقایسه با تبدیل فوریه انجام داد (Strang, 1989).

در مطالعه‌ی حاضر پس از آزمون و خطا و بررسی توابع مختلف، برای موجک مادر از تابع دهم خانواده‌ی Daubechies برای تجزیه سیگنال در ۴ سطح استفاده شده است. پس از تجزیه سیگنال صوتی به کمک تبدیل موجک مذکور در ۴ سطح، ۵ سیگنال به دست می‌آید که یکی از آن‌ها تخمین اصلی از سیگنال بوده و بقیه سیگنال‌هایی هستند که حاوی اطلاعات جزئی در فرکانس‌های مختلف می‌باشند. به منظور استخراج



شکل ۴. مقدار و دامنه فرکانس‌های غالب

مختلف ساچمه، تعداد و انواع متفاوتی از ویژگی‌ها انتخاب شده و به عنوان ورودی الگوریتم‌های دسته‌بندی در نظر گرفته می‌شوند.

جامعیت و عمومیت مدل‌های ساخته شده

مدل‌هایی که صرفاً بر پایه‌ی داده‌های آموزشی ساخته می‌شوند به دلیل بیش‌برازش شدن عموماً دارای ضرایب همبستگی و تبیین بالایی بوده و درصد دسته‌بندی بالایی ارائه می‌دهند اما این ضرایب فقط برای آن مطالعه معتبر است. هنگامی که از تکنیک‌های اعتبارسنجی استفاده شود میزان ضرایب تبیین و همبستگی مدل و همچنین درصد دسته‌بندی صحیح مدل کاهش می‌یابد اما در عوض جامعیت مدل افزایش یافته و هنگام مواجه با نمونه‌هایی که در فرایند آموزش شرکت نداشته‌اند پاسخ بهتری می‌دهد که این امر موجب معتبر شدن مدل ارائه شده می‌شود. در پژوهش حاضر از روش اعتبارسنجی k-fold Cross Validation استفاده شده و مقدار پارامتر k برابر ۱۰ در نظر گرفته شده است. به‌طور کلی روش اعتبارسنجی متقابل به دلیل سوگیری و واریانس کم، برای تخمین صحت یک مدل دسته‌بندی توصیه می‌شود (Han, 2011).

انتخاب ویژگی

در مجموع ۳۰ ویژگی طی فرآیند پردازش سیگنال استخراج شد. روشن است همه‌ی این ویژگی‌ها نمی‌توانند تمایز خوبی بین کلاس‌ها برقرار کنند و حتی ممکن است وجود برخی از ویژگی‌ها باعث کاهش عملکرد سیستم دسته‌بندی شود. به همین دلیل بایستی ویژگی‌هایی که بیشترین همبستگی را با کلاس‌های سه‌گانه در این مطالعه دارند انتخاب و برای دسته‌بندی از آن‌ها استفاده شود. در همین راستا از آزمون t به منظور حذف ویژگی‌هایی که قابلیت آن‌ها در تمایز کلاس‌ها ضعیف بود، استفاده شد. برای این کار ابتدا با استفاده از آزمون نمونه‌های مستقل تعدادی از ویژگی‌هایی که مقدار آماره‌ی p آن‌ها به صورت قابل ملاحظه‌ای بزرگ‌تر از مقدار متناظر برای سایر ویژگی‌ها بود، حذف شدند. در این رویکرد رد شدن یا نشدن فرض صفر برای سطح احتمال مورد نظر ملاک انتخاب یا حذف آن ویژگی نبوده بلکه تفاوت مقدار آماره‌ی p با مقدار متناظر آن برای سایر ویژگی‌ها مطرح است. سپس با بهره‌گیری از همین رویکرد آزمون نمونه‌های جفت شده انجام شده و ویژگی‌های دیگری حذف شدند. با اتخاذ این رویکرد برای سیگنال‌های اخذشده از هر یک از موقعیت‌ها و جنس‌های

شبکه‌های عصبی مصنوعی نظیر پسانتشار^۲ که به بهینه‌های محلی بسیاری می‌رسند، آموزش SVM همیشه یک راه‌حل سراسری را پیدا می‌کند. در این پژوهش الگوریتم SVM به همراه توابع هسته‌ی خطی، درجه‌ی ۲، درجه‌ی ۳ و گاوسی در نرم‌افزار پیاده‌سازی شده و مورد استفاده قرار گرفت.

نتایج و بحث

دسته‌بندی توسط کارشناسان خبره

در مطالعه‌ی حاضر ارزیابی عملکرد کلی هر یک از الگوریتم‌های دسته‌بندی بر اساس ماتریس اغتشاش و میزان دسته‌بندی صحیح آن الگوریتم بوده است. در یک دسته‌بند ایده‌آل، اکثر نمونه‌ها روی قطر اصلی این ماتریس قرار دارند و مطلوب است که بقیه‌ی عناصر به جز قطر اصلی ماتریس، مقدار صفر یا نزدیک به صفر داشته باشند.

جدول ۲ ماتریس اغتشاش حاصل از دسته‌بندی توسط کارشناسان خبره را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود در کلاس نارس ۴۵ نمونه از ۹۸ نمونه، به صورت صحیح و در کلاس مربوط به خود دسته‌بندی شده‌اند؛ اما ۵۱ نمونه از این ۹۸ نمونه‌ای که به کلاس نارس اختصاص دارند توسط کارشناسان خبره به اشتباه در کلاس مربوط به نمونه‌های رسیده دسته‌بندی شده‌اند. همچنین تنها دو نمونه از کلاس نارس به اشتباه در کلاس بیش‌رس دسته‌بندی شده‌اند.

جدول ۲. ماتریس اغتشاش حاصل از دسته‌بندی توسط

		کارشناسان خبره		
	بیش‌رس	رسیده	نارس	
نارس	۲	۵۱	۴۵	
	۲/۰۴٪	۵۲/۰۴٪	۴۵/۹۲٪	
رسیده	۱۱	۸۴	۲۴	
	۹/۲۴٪	۷۰/۵۸٪	۲۰/۱۸٪	
بیش‌رس	۲۷	۳۵	۲۱	
	۳۲/۵۳٪	۴۲/۱۷٪	۲۵/۳۰٪	

در کلاس رسیده از ۱۱۹ نمونه‌ای که به این کلاس اختصاص دارد، ۸۴ نمونه و در کلاس بیش‌رس ۲۷ نمونه از ۸۳ نمونه‌ای به صورت صحیح دسته‌بندی شده‌اند. مجموع درایه‌های روی قطر اصلی تقسیم بر تعداد کل نمونه‌ها نمایانگر میزان دسته‌بندی صحیح هر دسته‌بند است. در این پژوهش در مجموع ۵۲ درصد از کل نمونه‌ها به صورت صحیح توسط کارشناسان خبره دسته‌بندی شدند.

دسته‌بندی به وسیله‌ی K همسایگی نزدیک

در دسته‌بندی‌های K نزدیک‌ترین همسایه، دسته‌بندی نمونه‌ها بر اساس تشابه انجام می‌شود. این کار با مقایسه‌ی نمونه‌ی آزمایشی و نمونه‌های آموزشی مشابه با آن صورت می‌گیرد. این الگوریتم هرگاه با یک نمونه‌ی ناشناخته روبرو می‌شود، به دنبال K نمونه‌ی آموزشی است که شبیه‌ترین نمونه‌ها به نمونه‌ی ناشناخته هستند. این K نمونه‌ی آموزشی K همسایه‌ی نزدیک نمونه‌ی ناشناخته هستند. مقدار مناسب K به صورت تجربی تعیین می‌شود. ابتدا با یک مقدار اولیه برای K و با کمک مجموعه داده‌های آزمایشی نسبت خطای دسته‌بند تخمین زده می‌شود. این فرایند در هر مرحله با افزایش K یعنی اضافه نمودن یک همسایه تکرار می‌شود. سپس مقداری از K که دارای نسبت خطای کمتری است، انتخاب می‌شود. در این مطالعه پس از تکرارهای متعددی از سعی و خطا مقدار K برابر ۱ در نظر گرفته شد.

دسته‌بندی‌های نزدیک‌ترین همسایه از مقایسه‌های مبتنی بر فاصله استفاده می‌کنند. این الگوریتم به همراه فاصله‌ی اقلیدسی، فاصله‌ی مانهاتن (بلوک شهری)، فاصله‌ی کسینوسی و فاصله‌ی چیبیشف در نرم‌افزار Matlab 2016b پیاده‌سازی و برای دسته‌بندی نمونه‌ها استفاده شد.

دسته‌بندی به وسیله‌ی الگوریتم SVM

ماشین بردار پشتیبان^۱ SVM روشی است که برای دسته‌بندی داده‌های خطی و غیرخطی استفاده می‌شود. SVM الگوریتمی است که با کمک یک نگاشت غیرخطی داده‌های آموزشی اولیه را به یک بُعد بالاتر تبدیل کرده در این بُعد جدید به دنبال ابرصفحه‌ای بهینه می‌گردد که نمونه‌های یک کلاس از کلاس دیگر را به صورت خطی تفکیک کند. با یک نگاشت غیرخطی مناسب به یک بُعد بالای کافی، داده‌های دو کلاس را همیشه می‌توان با کمک یک ابرصفحه تفکیک نمود. الگوریتم SVM این ابرصفحه را با کمک بردارهای پشتیبان (که در حقیقت نمونه‌های آموزشی هستند) و حاشیه‌ها (که با کمک بردارهای پشتیبان تعریف می‌شوند) پیدا می‌کند. به دلیل آنکه الگوریتم‌های SVM قابلیت مدل‌سازی کران‌های تصمیم‌گیری غیرخطی پیچیده را دارند، حتی سریع‌ترین آن‌ها نیز می‌تواند سرعت پایینی در زمان آموزش داشته باشد اما عموماً از صحت بسیار بالایی برخوردار هستند. در ضمن نسبت به دیگر روش‌ها کمتر دچار مشکل بیش‌برازش داده‌ها می‌شوند. بر خلاف

2. Backpropagation

1. Support Vector Machine

را داشته‌اند که این امر به دلیل وجود بیش از دو کلاس در مطالعه‌ی حاضر است در حالی که متریک‌های مختلف فاصله در الگوریتم دسته‌بندی KNN برتری محسوسی نسبت به هم ندارند. بهترین دسته‌بندی با مقدار ۷۹ درصد برای جنس ساچمه‌ی فلزی و موقعیت سمت ساقه با الگوریتم دسته‌بند KNN و متریک فاصله‌ی کسینوسی حاصل شد. جدول ۴ ماتریس اغتشاش این دسته‌بندی را نشان می‌دهد. با مقایسه‌ی جدول ۴ و ۲ می‌توان دریافت بر خلاف کارشناسان خبره که تفکیک خوبی برای هندوانه‌های نارس و بیش‌رس نداشتند، الگوریتم KNN به طور قابل ملاحظه‌ای تفکیک این کلاس‌ها را بهبود بخشیده است.

جدول ۴. ماتریس اغتشاش حاصل از دسته‌بند KNN با متریک فاصله‌ی کسینوسی

	بیش‌رس	رسیده	نارس
بیش‌رس	۳	۱۱	۸۴
	۳/۰۶٪	۱۱/۲۴٪	۸۵/۷٪
رسیده	۱۶	۸۶	۱۷
	۱۳/۴۴٪	۷۲/۲۶٪	۱۴/۳۰٪
بیش‌رس	۶۷	۱۳	۳
	۸۰/۷۳٪	۱۵/۶۶٪	۳/۶۱٪

نتیجه‌گیری

نتایج ارزیابی حسی نشان داد کارشناسان خبره (انسان) در نهایت توانستند ۵۲ درصد از نمونه‌ها را به‌درستی دسته‌بندی نمایند در صورتی که هر دو الگوریتم یادگیری ماشین SVM و KNN دارای دقت به مراتب بالاتری در دسته‌بندی نمونه‌ها بودند. برای ساچمه‌ی فلزی، الگوریتم SVM، با تابع هسته‌ی درجه‌ی ۳ برای سیگنال‌های صوتی مستخرج از موقعیت وسط، دقت ۷۸ درصد و برای سیگنال‌های صوتی مستخرج از موقعیت ساقه با تابع هسته گاوسی دقت ۷۵ درصد را حاصل کرد در حالی که الگوریتم KNN با متریک فاصله‌ی کسینوسی دقت ۷۹ درصد در دسته‌بندی نمونه‌ها را به دست آورد. برای ساچمه‌ی POM

نیز دسته‌بند SVM با تابع هسته‌ی درجه‌ی ۳ برای سیگنال‌های مستخرج از ناحیه‌ی سمت ساقه دقت ۷۷/۳ درصد را به دست آورد در حالی که دسته‌بند KNN با متریک فاصله‌ی چبیشف با ۷۶/۷ درصد بالاترین میزان را در بین متریک‌های فاصله در دسته‌بندی سیگنال‌های مستخرج از سیگنال‌های این ناحیه داشت.

نتایج حاصل از این ماتریس نشان می‌دهد که بیش‌ترین خطا توسط کارشناسان خبره در دسته‌بندی کلاس نارس بوده و ۵۲/۰۴ درصد از نمونه‌های این کلاس به اشتباه در کلاس رسیده دسته‌بندی شده‌اند. با مطالعه‌ی جدول ۲ می‌توان نتیجه گرفت کارشناسان خبره (به‌طور کلی انسان) با بهره‌گیری از دانش و تجربه و انواع روش‌هایی که برای انتخاب هندوانه در اختیار دارد، از تفکیک و تمییز قابل قبولی در جدا کردن هندوانه‌های نارس و رسیده برخوردار نیست در عوض به‌خوبی می‌تواند هندوانه‌های بیش‌رس را از هندوانه‌های نارس تشخیص دهد. همچنین مشاهده می‌شود که در تفکیک هندوانه‌های رسیده از بیش‌رس و نارس کارشناسان خبره عملکرد نسبتاً خوبی داشته‌اند به‌طوری‌که ۷۰ درصد نمونه‌های رسیده به‌خوبی تفکیک شده‌اند اما در دسته‌بندی اشتباه، سهم کلاس نارس تقریباً دو برابر کلاس بیش‌رس است. با نگاهی به سطر سوم ماتریس اغتشاش مشاهده می‌شود که دسته‌بندی که برای کلاس بیش‌رس انجام شده است عملکرد ضعیفی دارد زیرا یک‌سوم نمونه‌های این کلاس به‌صورت صحیح دسته‌بندی شده‌اند. همچنین با نگاهی کلی به این ماتریس مشاهده می‌شود که ۱۷۰ نمونه از کل نمونه‌ها (۵۶/۶۶ درصد) توسط کارشناسان خبره در کلاس رسیده دسته‌بندی شده‌اند به عبارت دیگر می‌توان نتیجه گرفت تداخل اشتباهات دسته‌بندی در کلاس رسیده بیشتر از سایر کلاس‌ها بوده و کارشناسان اکثر هندوانه‌ها را در این کلاس دسته‌بندی کرده‌اند.

دسته‌بندی توسط الگوریتم‌های SVM و KNN

در جدول ۳ نتایج دسته‌بندی الگوریتم‌های SVM، KNN و درصد دسته‌بندی صحیح برای سیگنال‌های به دست آمده از موقعیت‌های مختلف ضربه و جنس‌های ساچمه آورده شده است. مشاهده می‌شود برای ساچمه فلزی درصد دسته‌بند صحیح به ازای همه‌ی الگوریتم‌های دسته‌بندی و موقعیت‌های ضربه مقادیر بیشتری داشته‌اند و دسته‌بندی بهتری انجام شده است. با مقایسه‌ی مقادیر مندرج در ستون‌های این جدول مشاهده می‌شود که دسته‌بندی انجام‌گرفته برای سیگنال‌های مأخوذ از موقعیت سمت ساقه برای همه‌ی الگوریتم‌های دسته‌بندی بیشترین مقادیر را به خود اختصاص داده‌اند و با حرکت به سمت گل هندوانه از این مقادیر کاسته می‌شود. از این موضوع می‌توان دریافت در انتخاب هندوانه به روش استماع صوت حاصل از ضربه، موقعیت سمت ساقه می‌تواند تفکیک و تمایز بهتری را نسبت به سایر نقاط داشته باشد. در هر دو جنس ساچمه، دسته‌بندهای SVM درجه ۳ و گاوسی بیشترین تفکیک

جدول ۳. نتایج دسته‌بندی توسط الگوریتم‌های SVM و KNN

ساجمه فلزی						
میانگین	سیگنال ۳ موقعیت به صورت توأم (۲۷ ویژگی)	میانگین ۳ موقعیت (۲۹ ویژگی)	سمت گل (۲۶ ویژگی)	وسط (۲۸ ویژگی)	سمت ساقه (۲۶ ویژگی)	موقعیت دسته‌بند
۵۷/۳۶	۵۹/۴	۴۴/۳	۵۸/۷	۵۹/۷	۶۴/۷	خطی
۶۲/۷۲	۶۶/۶	۴۵/۷	۶۶	۶۶/۳	۶۹	درجه ۲
۶۸/۵	۶۹/۲	۵۲	۶۹/۳	۷۸	۷۴	درجه ۳
۶۸/۸۶	۷۴/۳	۵۱	۷۱/۳	۷۲/۷	۷۵	گاوسی
۷۰/۲۴	۷۳/۸	۵۷	۷۰	۷۲/۷	۷۷/۷	اقلیدسی
۷۰/۱۲	۷۱/۶	۵۶	۷۲	۷۲	۷۹	کسینوسی
۷۰/۸۶	۷۳/۳	۵۹/۷	۷۰	۷۶/۳	۷۵	مانهاتن
۶۹/۹	۷۲/۶	۵۸	۷۴/۳	۷۳/۳	۷۱/۳	چیبشیف
	۷۰/۱	۵۲/۹۶	۶۸/۹۵	۷۱/۳۷۵	۷۳/۲۱	میانگین
ساجمه POM						
میانگین	سیگنال ۳ موقعیت به صورت توأم (۲۶ ویژگی)	میانگین ۳ موقعیت (۲۷ ویژگی)	سمت گل (۲۵ ویژگی)	وسط (۲۵ ویژگی)	موقعیت سمت ساقه (۲۷ ویژگی)	موقعیت دسته‌بند
۵۳/۸۲	۵۷/۱	۴۵	۵۲	۵۵/۳	۵۹/۷	خطی
۶۰/۹۴	۶۶/۱	۴۹/۳	۵۰/۷	۶۶/۳	۷۲/۳	درجه ۲
۶۲/۹۶	۶۹/۹	۴۹/۳	۴۶	۷۲/۳	۷۷/۳	درجه ۳
۶۲/۹۶	۷۶/۱	۵۱/۷	۳۹	۷۱/۷	۷۶/۳	گاوسی
۶۱/۹۴	۷۲/۷	۴۹/۷	۴۷/۳	۶۷/۷	۷۲/۳	اقلیدسی
۶۲/۲۲	۷۱/۸	۵۱	۴۵/۳	۶۸/۳	۷۴/۷	کسینوسی
۶۲/۸۴	۷۱/۲	۴۸/۳	۴۹	۷۱	۷۴/۷	مانهاتن
۶۱/۴۴	۷۱/۸	۵۰/۷	۴۱/۳	۶۶/۷	۷۶/۷	چیبشیف
	۶۹/۵۸	۴۹/۳۷	۵۰/۰۷	۶۷/۴۱	۷۲/۹۶	میانگین

متقابل به دلیل سوگیری و واریانس کم، برای تخمین صحت یک مدل دسته‌بندی توصیه می‌شود. (Han, 2011) این احتمال وجود دارد که با کاهش مقدار پارامتر k برای این روش مقدار دسته‌بندی صحیح افزایش پیدا کند اما مطمئناً از عمومیت و جامعیت مدل کاسته خواهد شد.

در تحقیقی مشابه Zeng et al., (2013) در کلاس‌بندی هندوانه‌ها به دو دسته‌ی رسیده و نارس به دقت کلاس‌بندی ۸۹ درصد دست یافتند در صورتی که در مطالعه‌ی حاضر هندوانه‌ها در سه دسته کلاس‌بندی شده‌اند و دسته‌ی میانی باعث افت میزان کلاس‌بندی شده است.

با کاربرد میکروفرن بهتر، استخراج ویژگی‌های بیشتر و استفاده از روش‌های دیگر برای انتخاب ویژگی‌هایی که به عنوان ورودی الگوریتم‌های دسته‌بندی در نظر گرفته می‌شوند، این امکان وجود دارد که تفکیک بهتری حاصل شود. همچنین بایستی به این نکته توجه شود که میزان دسته‌بندی صحیح که برای مدل‌های مذکور ارائه شده با استفاده از روش اعتبارسنجی k -fold cross-validation بوده است به طوری که مهم‌ترین دلیل افت درصد طبقه‌بندی صحیح به زیر ۹۰ درصد در مطالعه حاضر را می‌توان استفاده از این روش اعتبارسنجی و مقدار ۱۰ برای پارامتر k در نظر گرفت. به‌طور کلی روش اعتبارسنجی

زیستی و بیولوژیک بوده و به نوعی زنده محسوب می‌شوند، لذا با گذشت زمان تغییرات فیزیولوژیکی در آنها ظاهر شده و ماهیت آنها تغییر می‌یابد. از این رو، نباید بین تست محصول و دریافت آن توسط مشتری فاصله زمانی زیادی وجود داشته باشد و این امر می‌بایست مورد توجه استفاده کنندگان از این روش قرار گیرد. ضمناً یکی از کاربردهای این دستگاه در فروشگاه‌ها قبل از ارائه به مشتری می‌باشد.

جدول ۵. ماتریس اغتشاش دسته‌بندی دو کلاسه

	ترکیب رسیده و بیش‌رس	
	نارس	بیش‌رس
نارس	۹۰	۸
	۹۱/۸ %	۸/۲ %
ترکیب رسیده و بیش‌رس	۲۲	۷۶
	۲۲/۴ %	۷۷/۶ %

در همین راستا با استفاده از سیگنال‌های به دست آمده از موقعیت سمت ساقه توسط ساچمه فلزی، دسته‌بندی دیگری بر اساس ویژگی‌های مستخرج از حوزه فرکانس انجام شد که نمونه‌ها در آن در دو کلاس در نظر گرفته شدند. بدین ترتیب که یک کلاس مبین نمونه‌های نارس و کلاس دیگر تلفیقی از کلاس‌های رسیده و بیش‌رس بود. در این دسته‌بندی کلاس نارس شامل ۹۸ نمونه بود، به همین خاطر ۴۴ نمونه از کلاس رسیده و ۴۴ نمونه از کلاس بیش‌رس به صورت تصادفی انتخاب شدند و کلاس دوم را تشکیل دادند. در این دسته‌بندی، دسته‌بند K همسایگی نزدیک مجهز به متریک فاصله کسینوسی ۸۴/۷ درصد از نمونه‌ها را به درستی دسته‌بندی کرد که این مقدار ۵ درصد بیشتر از مقداری است که برای دسته‌بندی با سه کلاس و استفاده از ویژگی‌های یکسان به دست آمده است. ماتریس اغتشاش این دسته‌بندی در جدول ۵ ارائه شده است. با توجه به اینکه محصولات کشاورزی دارای ماهیت

REFERENCES

- Abbaszadeh, R., Rajabipour, A., Ahmadi, H., Mahjoob, M. J. and Delshad, M. (2010). Nondestructive evaluation of watermelon ripeness using LDV. *Proceedings of the 6th National Congress of Agricultural Machinery Engineering and Mechanization*. Karaj. Iran. Sep15-16. (in Farsi)
- Abbaszadeh, R., Rajabipour, A., Labbafi, R. and Ahmadi, H. (2012). Prediction of watermelon customer-friendly based on sensory evaluation data using expert fuzzy model. *Proceedings of the 7th National Congress of Agricultural Engineering (Biosystems Mechanics) and Mechanization*. Sep 4-6. Shiraz. Iran. (in Farsi)
- Ahmadi, K. (2015). *Agricultural statistics first volume crops*. Ministry of Agriculture, Department of Planning and Economy. (in Farsi)
- Anon. (2013). *FAO Food and Nutrition Series*. Statistical database <http://faostat.fao.org>.
- Armstrong, P., Zapp, H., Brown, G. (1989). Impulsive excitation of acoustic vibrations in apples for firmness determination. *American Society of Agricultural Engineers*.
- Bourne, M. (2002). *Food texture and viscosity: concept and measurement*. Academic press.
- Coifman, R.R., M.V. Wickerhauser. (1992). Entropy-based Algorithms for best basis selection. *IEEE Trans. on Inf. Theory*. 38(2). 713-718.
- Diezma-Iglesias, B., Ruiz-Altisent, M., & Barreiro, P. (2004). Detection of Internal Quality in Seedless Watermelon by Acoustic Impulse Response. *Biosystems Engineering*. 88(2). 221-230.
- Farabee, M. L., & Stone, M. L. (1991). Determination of watermelon maturity with sonic impulse testing. *American Society of Agricultural Engineers*.
- Han, J., Pei, J., & Kamber, M. (2011). *Data mining: concepts and techniques*. Elsevier.
- Karmollachaab, H. (2012). Nondestructive internal quality analysis of watermelons by acoustic technique and artificial neural networks. M. Sc. Thesis. Faculty of Agriculture. Tabriz University. Tabriz. Iran. (in Farsi)
- Marple, S. Lawrence. (1987). *Digital Spectral Analysis*. Chapter 7. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.
- Muramatsu, N., Tanaka, K., Asakura, T., Ishikawa-Takano, Y., Sakurai, N., Wada, N., Nevins, D. J. (1997). Critical comparison of an accelerometer and a laser Doppler vibrometer for measuring fruit firmness. *HortTechnology*. 7(4). 434-438.
- Nourain, J., Ying, Y. B., Wang, J., & Rao, X. (2004). Determination of acoustic vibration in watermelon by finite element modeling. Paper presented at the Optics East.
- Omid, M., A. Mahmoudi, M. H. Omid. (2009). An intelligent system for sorting pistachio nut varieties. *Expert Systems with Applications*. 36(9): 11528-11535.
- Proakis, John G., Dimitris G. Manolakis. (1996). *Digital Signal Processing: Principles, Algorithms, and Applications*. Englewood, Prentice Hall. Section 12.3.3
- Saadatiniya, M., Emadi, B. (2011). Determination of ripeness of watermelon fruit based on acoustic methods. *1st National Congress of Mechanisation and Modern Technologies in Agricultural*. Ahvaz. Iran. Sep16-18. (in Farsi)

- Stone, M., Armstrong, P., Zhang, X., Brusewitz, G., & Chen, D. (1996). Watermelon maturity determination in the field using acoustic impulse impedance techniques. *Transactions of the ASAE*. 39(6). 2325-2330.
- Strang, G. (1989). Wavelets and Dilation Equations: A Brief Introduction. *SIAM Review. Society for Industrial and Applied Mathematics*. 31(4). 614-627.
- Taniwaki, M., Hanada, T., & Sakurai, N. (2009). Postharvest quality evaluation of “Fuyu” and “Taishuu” persimmons using a nondestructive vibrational method and an acoustic vibration technique. *Postharvest Biology and Technology*. 51(1). 80-85.
- Zeng, W., X. Huang, S. Müller Arisona., I. V. McLoughlin (2013). Classifying watermelon ripeness by analysing acoustic signals using mobile devices. *Personal and Ubiquitous Computing*. 18(7): 1753-1762.