

تشخیص ترک در پوسته تخم مرغ با استفاده از PCA و SVM

سامان آبدانان مهدی زاده^{*۱}

۱- استادیار گروه مکانیک بیوسیستم، دانشکده مهندسی زراعی و عمران روستایی، دانشگاه کشاورزی و منابع طبیعی رامین خوزستان
(تاریخ دریافت: ۹۲/۱۲/۱۷ تاریخ پذیرش: ۹۳/۲/۹)

چکیده

بازرسی ترک پوسته تخم مرغ در گذشته به طور معمول در صنعت با نورآزمایی صورت می گرفته است. این عمل با گذر زمان سبب خستگی چشم، قضاوت نادرست و تشخیص سخت ترک های موئی می گردد. پژوهش های اخیر به مطالعه تشخیص ترک پوسته تخم مرغ براساس تشخیص نوری و مکانیکی به طور خودکار متمرکز می باشد. در این پژوهش، پوسته تخم مرغ ها به وسیله یک ضربه زن مکانیکی سبک در مکان های مختلف تحریک شدند و پاسخ فرکانسی ارتعاش پوسته تخم مرغ همراه با شناسایی الگو برای تشخیص تخم مرغ سالم از ترک دار استفاده گردید. روش های شناسایی الگو مورد استفاده PCA و SVM بودند. تعداد بهینه مولفه های اصلی با توجه به مقدار خطای مدل پیشگو و حداکثر تمیز میان تخم مرغ سالم از ترک دار ۷ بدست آمد. نتایج پژوهش نشان داد که روش تحلیل ارتعاشی پاسخ ضربه پوسته توانایی تشخیص تخم مرغ سالم و با پوسته ترک دار به ترتیب با دقت ۱۰۰٪ و ۸۷/۵٪ را دارد.

کلید واژگان: تخم مرغ سالم و ترک دار، پاسخ فرکانسی ارتعاش، PCA و SVM

^{*} مسئول مکاتبات: saman.abdanan@gmail.com

۱- مقدمه

در نمودارهای ارزیابی کیفیت پروتئین موجود، همیشه تخم مرغ در بالاترین حد یعنی ۱۰۰ قرار دارد و بعنوان استاندارد مرجع برای سنجش پروتئین سایر غذاها استفاده می شود. امروزه به دلیل افزایش آگاهی مردم، استفاده از تخم مرغ به عنوان منبعی از اسیدهای آمینه ضروری گسترش زیادی یافته است [۱]. کیفیت تخم مرغ پیچیده و ثبات آن در انبارمانی علاوه بر ترکیب شیمیایی، شامل اندازه تخم مرغ، رنگ و کیفیت پوسته و همچنین نقایص مانند لکه خون و تکه های گوشت می شود [۲]. ارزیابی کیفیت تخم مرغ در صنعت به منظور جداسازی و بسته بندی متکی بر نورآزمایی است. با ارسال نور مستقیم به درون تخم مرغ، نقایص مشاهده پذیرتر و شناسایی آن ها آسان تر می گردد. این نقایص شامل ترک ها، لکه خون و تکه های گوشت می شود. به طور معمول، ۱۸-۱۲ لنز موازی در دستگاه های درجه بندی تخم مرغ تجاری حضور دارند و توسط دو بازرس بررسی می شوند. این عملیات نیاز به مهارت بالا و تمرکز زیاد دارد. عملاً، بازرس ها پس از ۱ ساعت کار به دلیل نیاز به سطح بالای تمرکز، جایگزین می شوند. علیرغم وجود کارکنان ماهر، عملیات نورآزمایی در سرعت بالای ماشین آلات درجه بندی الکترونیکی مدرن که در آن سرعت جداسازی ۲-۳ تخم مرغ در ثانیه در هر خط است محدودیت ایجاد می کند [۳]. سرعت بازرسی دستی خیلی آهسته و سلیقه ای می باشد و از فردی به فرد دیگر متفاوت است.

تحقیقات اخیر در اتوماسیون عملیات نورآزمایی بر اساس دو روش مختلف شامل: (۱) ماشین بینایی و تجزیه و تحلیل تصویر و (۲) اندازه گیری سختی مکانیکی است [۴]. دقت و صحت روش ماشین بینایی بستگی به وضوح دوربین، الگوریتم جداسازی، رنگ پوسته و نوع نقص دارد. این روش برای تشخیص پوسته های کثیف (مدفوع و خون)، پوسته شکسته و اشکال عجیب و غریب در تخم مرغ بسیار عالی عمل می کند. تشخیص ترک های کوچک مشکل تر و ترک های مویی تازه که در اکثر مواقع نامرئی هستند امری دشوار می باشد. تخم مرغ های سالم با لکه های کوچک، خراشیدگی یا رسوب کلسیم در پوسته اغلب به اشتباه رد می شوند. این رد کردن های غلط سبب ضرر

مالی قابل توجهی می گردد. نوع دوم از تکنیک های تشخیص ترک در پوسته تخم مرغ به صورت اندازه گیری و تجزیه و تحلیل رفتار مکانیکی پوسته تخم مرغ است. در این روش یک برخورد کوچک سبب برانگیخته شدن پوسته تخم مرغ می گردد. ترکیبی از دامنه ریباندها و/ یا تعداد ریباندها به عنوان نشانه ای برای یکپارچگی مکانیکی موضعی پوسته تخم مرغ است. پوسته تخم مرغ با سطح موضعی مکانیکی سالم، اجازه می دهد تا برخورد به انجام چندین پرتاب ریباند الاستیک با دامنه بالا منجر شود. در همسایگی شکاف، خاصیت ارتجاعی منطقه پوسته مجاور آن به طور جدی مختل و از این رو واکنش به ضربه به شدت میرا خواهد بود [۵]. وانگ و جیانگ (۲۰۰۵) نشان دادند که مقدار پیک های فرکانس های یکسان در تخم مرغ ترک خورده بزرگ و اولین مقدار فرکانس رزونانس غالب پایین تر از تخم مرغ سالم است [۶]. جیندال و سریثام (۲۰۰۳) از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی برای طبقه بندی تخم مرغ بر اساس ارتعاش پس از ضربه استفاده کردند. نویسندگان گزارش کردند که روش ارائه شده توانایی تشخیص تخم مرغ با پوسته های ترک دار را با دقت ۹۹٪ دارد. در ضمن این روش ۱۰٪ تخم مرغ با پوسته سالم را در رده تخم مرغ با پوسته های ترک دار قرار داد [۷]. در پژوهشی دیگر پن و همکاران (۲۰۱۱) اقدام به تشخیص ترک های موجود در پوسته تخم مرغ بر اساس ماشین بینایی و پاسخ صوتی با استفاده از شبکه های عصبی پرداختند. آن ها دریافتند که دقت ماشین بینایی و پاسخ صوتی در تشخیص ترک به ترتیب ۶۸ و ۹۲٪ می باشد [۸]. کمپس و همکاران (۲۰۰۳) ارتباط میان تخم مرغ اینکوبه شده با توسعه جینی با استفاده از روش تجزیه و تحلیل ارتعاش را مورد بررسی قرار دادند. نویسندگان زمان تغییر ناگهانی در میرایی ارتعاش و ارتباط آن با تغییرات قطر تخم مرغ را به عنوان متغیر موثر در پیشگویی زمان خروج جوجه از تخم مرغ تعیین کردند [۹]. شایان ذکر است که از تکنیک های تجزیه و تحلیل مبتنی بر ارتعاش به طور گسترده در تشخیص کیفیت و کنترل محصولات کشاورزی استفاده شده است [۱۰، ۱۱ و ۱۲].

تجزیه و تحلیل داده های حاصل از ارتعاش واداشته به منظور تشخیص ترک، بسیار مهم است. روش های متفاوت پردازش در

1. false rejection

تجزیه و تحلیل داده‌های مختلف ممکن است منجر به نتایج متفاوتی شود. هدف از این پژوهش تشخیص ترک در پوسته تخم مرغ به کمک آنالیز ارتعاشی پوسته و استفاده از روش‌های شناسایی الگوی PCA و SVM می‌باشد.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- تهیه نمونه‌ها

تعداد ۱۲۰ عدد تخم مرغ سالم تولید روز که نژاد مرغ مادر (هایلین ۳۰ هفته‌ای) و جیره غذایی یکسانی (مطابق استاندارد) داشتند از مجتمع دامداری مربوط به دانشگاه کشاورزی و منابع طبیعی رامین تهیه شدند. برخی از ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی نمونه‌ها پس از تهیه در جدول ۱ آورده شده است. نمونه‌ها با روش نورآزمایی توسط فرد خبره مورد ارزیابی قرار گرفتند. ۴۰

جدول ۱ متوسط خواص فیزیکی و شیمیایی تخم مرغ یک روزه

قطر بزرگ	۵۷/۶۶۵ (mm)	Haugh Unit	۸۷/۵۸
قطر کوچک	۴۳/۷۵ (mm)	رنگ	۱۱/۵
ضخامت پوسته	۰/۳۱۰۵ (mm)	وزن کل	۶۰/۹۸۹ (g)
pH زرده تخم مرغ	۶/۱۱۵	وزن زرده	۱۵/۱۷۵ (g)
pH سفیده تخم مرغ	۸/۶۶۲	شکستن نیروی	۳/۴۸۰۱ (N)

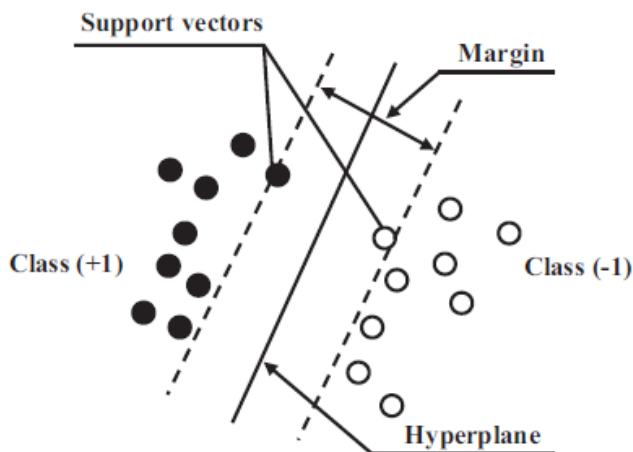
۲-۲- سامانه اندازه‌گیری ارتعاش مکانیکی

پوسته

در این پژوهش از دستگاه ارتعاش‌سنج مدل Easy-Viber ساخت شرکت VMI سوئد استفاده شد. جنس سنسور دستگاه، فیلم پلی‌ونیل فلوراید (LDTO-028K) و بازه کاری آن ۱ تا ۰/۰۰۱ Hz می‌باشد. در تحلیل‌های ارتعاشی از فیلم‌های پیزوالکتریک به وفور در تشخیص سختی میوه‌های متفاوت استفاده شده است. این تکنیک به دلیل سرعت بالا، سادگی و قابلیت تکرار بسیار مورد توجه می‌باشد [۱۳ و ۷]. از طرف دیگر با توجه به پژوهش‌های پیشین که بازه تغییرات فرکانسی پوسته تخم‌مرغ را ۲۲ KHz تا ۰ Hz گزارش نموده‌اند سنسور مورد استفاده به خوبی توانایی اخذ سیگنال ارتعاشی پوسته را داراست [۱۴ و ۱۵].

از هر نمونه در سه جهت (خط استوا، سمت تیز و قسمت انتهایی) جمع آوری داده انجام گرفت (شکل ۱). برخلاف پژوهش دیکتیلاری و همکاران (۲۰۰۰) بستر آزمایش در پژوهش حاضر به منظور سادگی و داده برداری سریع، ثابت در نظر گرفته شد [۵]. نمونه‌ها بعد از قرار گیری در بستر خود به وسیله یک چکش پلاستیکی با اعمال ضربه‌ای تحریک شدند. با توجه به اینکه تخم‌مرغ جسمی متقارن محوری است، پاسخ فرکانسی آن در صورتیکه در طول حلقه خط استوا تحریک گردد بسیار مشابه و مستقل از محل تحریک خواهد بود. در نتیجه تمامی نمونه‌ها از این ناحیه تحریک شدند. از طرف دیگر دامنه ضربه اعمالی با توجه به اینکه داده‌ها به بیشینه خود نرمال می‌شدند از اهمیت برخوردار نبود. این آزمایش ۴ بار برای هر نمونه تکرار و میانگین بدست آمده از این ۴ تکرار ثبت گردید. این عمل علاوه بر کاهش

اساس این روش شکل‌گیری یک ابرصفحه^۳ به عنوان خط تصمیم‌گیری^۴ است به طوری که گروه مثبت (تخم مرغ سالم) در بیشترین فاصله از گروه منفی (تخم مرغ با پوسته ترک‌دار) در طبقه‌بندی باینری قرار بگیرد (شکل ۲).

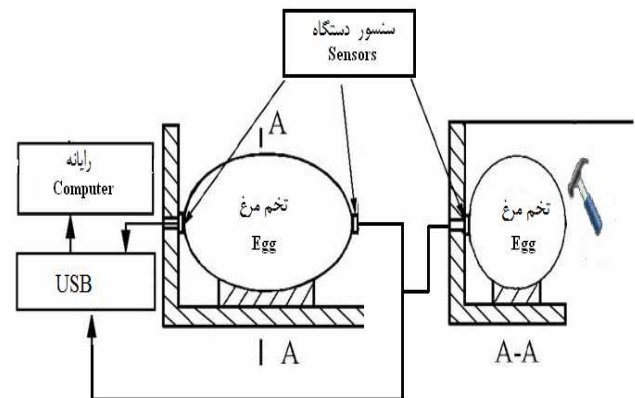


شکل ۲: SVM و ابرصفحه برای ایجاد بیشترین مرز در جداسازی گروه مثبت و منفی

در SVM داده‌ها به کمک کرنل‌هایی^۵ ابتدا با یک تبدیل غیرخطی به یک فضای چند-بعدي^۶ منتقل می‌شوند. کرنل‌های متداول و بسیار پرکاربرد در سیستم‌های جداسازی شامل: کرنل^۷ RBF، سیگموئید و چندجمله‌ای هستند [۱۹]. نشات و همکاران (۲۰۱۱) از کرنل‌های RBF و چندجمله‌ای به منظور طبقه‌بندی on-line بیسکویت استفاده کردند. آن‌ها دریافتند که هسته RBF با دقت بالاتری نسبت به کرنل چندجمله‌ای بیسکویت‌ها را از نظر ظاهری طبقه‌بندی کرد [۲۰]. از طرف دیگر کرنل RBF در مسائل غیرخطی دارای عملکرد بهتری نسبت به ۲ کرنل دیگر می‌باشد [۲۱]. در ضمن این کرنل نسبت به دیگر کرنل‌ها، تنها ۲ مولفه مجهول دارد که علاوه بر آسان‌تر بودن عمل بهینه‌سازی، صفحه جداکننده سریعتر در محل مناسب خود که بیشترین فاصله تا نمونه‌ها است، قرار می‌گیرد [۲۲]. در نتیجه در این پژوهش از کرنل RBF استفاده گردید. روابط (۱) و (۲) به ترتیب بیانگر صفحه جداکننده و کرنل RBF هستند:

3. hyperplane
4. decision line
5. kernels
6. high-dimensional
7. radial basis function

خطا در نمونه‌برداری سبب حذف نویز موجود در سیگنال اخذ شده نیز می‌گردد.



شکل ۱ محل قرارگیری سنسور و جمع‌آوری داده در نمونه‌ها

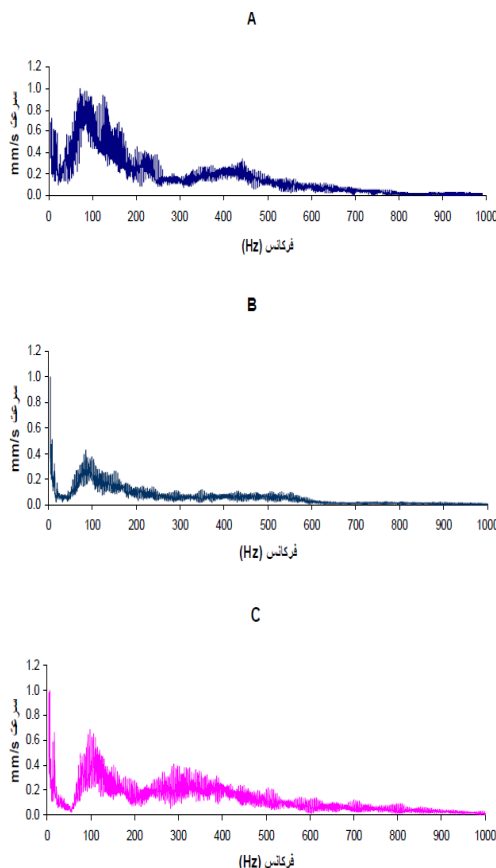
۲-۳- پردازش داده‌ها و شناسایی الگو به منظور

طبقه‌بندی پاسخ ارتعاشی پوسته

داده‌های اندازه‌گیری شده با روش‌های PCA و SVM تجزیه و تحلیل شدند. در تکنیک PCA داده‌ها با یک تبدیل خطی از داده‌های چندبعدي به مختصات دیگر بر اساس حداکثر واریانس و حداقل ارتباط منتقل می‌شوند. بدین منظور ابتدا ماتریس کواریانس^۱ داده‌ها تشکیل، سپس مقادیر ویژه و بردارهای ویژه ماتریس استخراج و مرتب می‌گردند. نهایتاً چند بردار ویژه که دارای بیشترین میزان مقادیر ویژه هستند، نگه داشته شده و بقیه حذف می‌شوند. کاهش داده سبب سادگی مدل پیشگو و همچنین زمان پردازش داده‌ها می‌گردد ۱۶. برای اینکه خاصیت نرمال بودن بردارها برقرار شود، تمامی بردارها یک‌پارچه و با توجه به خاصیت تعامد بردارهای ویژه، می‌توان گفت که هیچ همبستگی مابین آن‌ها وجود ندارد. بردار مولفه‌های اصلی به عنوان ورودی در عملیات طبقه‌بندی لحاظ می‌گردند. در پژوهش حاضر از SVM که یک الگوریتم آموزش ماشین نظارتی^۲ است به منظور طبقه‌بندی و تشخیص تخم مرغ دارای پوسته سالم و ترک‌دار استفاده گردید. روش SVM به صورت گسترده در کاربردهای متفاوت با عملکرد بسیارعالی استفاده شده است [۱۷ و ۱۸].

1. covariance
2. supervised machine learning algorithm

وانگ و جیانگ (۲۰۰۵) می‌باشد [۶]. البته در بین تخم مرغ‌های با پوسته سالم و همچنین در بین تخم مرغ‌های با پوسته ترک موئی و عمیق نیز تغییری در نمودار پاسخ فرکانسی مشاهده گردید که این پدیده را می‌تواند با توجه به معادله دینامیکی ارتعاش آزاد^۲ و وابستگی آن به جرم تخم مرغ‌ها و ویژگی‌های سختی پوسته توجیه نمود. نتایج مشابهی توسط چو و همکاران (۲۰۰۰) و دیکتیالاری و همکاران (۲۰۰۰) گزارش شده است [۵ و ۱۴]. تخم مرغ‌های با پوسته ترک‌دار، طیف‌های ارتعاشی ناهمگنی دارند که این مسئله طبقه بندی آن‌ها را مشکل می‌سازد. الگوهای این طیف وابسته به موقعیت نسبی نقطه تحریک نسبت به محل ترک در پوسته دارد. اما همانطور که گفته شد دامنه پیک-ها در فرکانس‌های پایین در پوسته ترک‌دار به طور کلی پایین تر از تخم مرغ سالم است.



شکل ۳ پاسخ فرکانسی پوسته سالم (A)، با ترک موئی (B) و ترک عمیق (C)

$$۱) f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x) + b$$

$$۲) K(x, y) = \exp(\gamma \|x - y\|^2)$$

که در آن α_i ضرایبی هستند که به کمک روش QP^۱ تعیین می‌گردند، K تابع کرنل برای تعیین فضای معیارها، b مقدار بایاس، $y_i \in \{-1, 1\}$ برچسب کلاس‌ها و x_i بردار ورودی می‌باشند.

برای اجرای آنالیزها از نرم‌افزار MatLab (MathWorks, Inc., Natick, Massachusetts, USA) استفاده شد.

۳. نتیجه و بحث

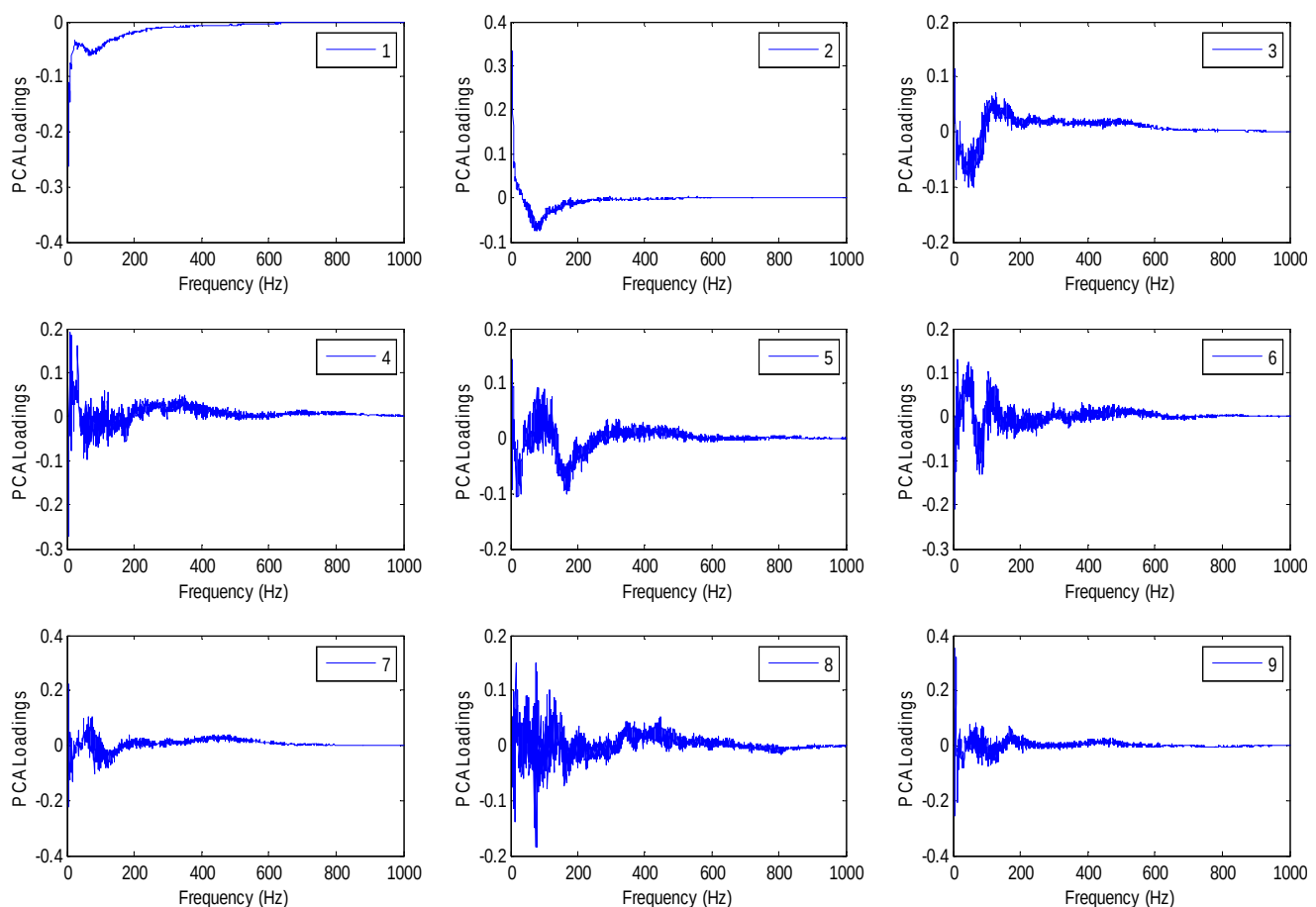
از آنجایی که حوزه فرکانس به عنوان تشخیص ترک در مهندسی بسیار پرکاربرد است در پژوهش حاضر نیز به منظور تشخیص ترک در پوسته تخم مرغ از تحلیل در این حوزه استفاده گردید. شکل ۳ نمودار پاسخ ارتعاشی پوسته تخم مرغ سالم، با ترک موئی و عمیق را نشان می‌دهد. همانطور که در شکل ۳ نشان داده شده است سیگنال پاسخ تخم مرغ‌های با پوسته ترک‌دار متفاوت از تخم مرغ با پوسته سالم می‌باشد. برای تخم مرغ با پوسته سالم، پیک‌های موجود در فرکانس‌های پایین دارای دامنه بیشتری نسبت به دامنه پیک‌های تخم مرغ با پوسته با ترک موئی و عمیق در این ناحیه فرکانسی می‌باشد. علت این مسئله را می‌توان با ضریب میرایی بزرگتر تخم مرغ‌های شکسته نسبت به سالم توجیه نمود. در نتیجه انرژی ارتعاش پوسته در تخم مرغ‌های شکسته بیشتر مستهلک شده و دامنه مشاهده شده کوچکتر می‌گردد. در حالیکه با افزایش فرکانس دامنه پیک‌ها در تخم مرغ با پوسته با ترک عمیق نسبت به تخم مرغ سالم و ترک موئی بیشتر می‌گردد. با توجه به اینکه ترک عمیق در پوسته تخم مرغ را می‌توان به صورت مجموعه‌ای از نودها تصور کرد. هنگامیکه ارتعاش حاصل از ضربه چکش به این محل می‌رسد، این نقاط با دامنه بزرگتری مرتعش می‌شود. در نتیجه از طرفی ارتعاش این نودها به بخش‌های دیگر پوسته منتقل می‌شود و از طرف دیگر بر خورد احتمالی این نودها با پوسته مقابل ترک، خود سبب تحریک مجدد پوسته و افزایش دامنه ارتعاش در فرکانس‌های بالا را سبب می‌گردد. نتایج بدست آمده در این پژوهش همراستا با مشاهدات

1. quadratic programming

2. $[M]\ddot{x} + [C]\dot{x} + [K]x = 0$

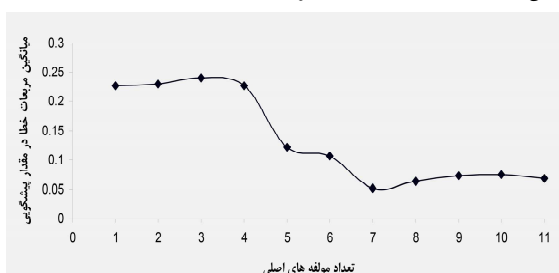
از آنجایی که دامنه سیگنال در برخی تخم مرغ‌های شکسته می‌تواند بزرگتر از تخم مرغ سالم گردد؛ این ویژگی قابلیت استفاده در طبقه‌بندی سیگنال‌ها را ندارد. در پژوهشی مشابه که به منظور تشخیص ترک پوسته با کمک شبکه عصبی صورت گرفت اثبات گردید که دامنه سیگنال آکوستیک توانایی تشخیص ترک پوسته را ندارد [۲۴ و ۲۵]. در ضمن پیک‌های اصلی در تخم مرغ سالم در محدوده فرکانسی ۰-۲۰۰ Hz اتفاق می‌افتد که این ناحیه فرکانسی در برخی از تخم مرغ‌های شکسته با توجه به محل ترک می‌تواند ناحیه اصلی تغییرات فرکانسی مانند تخم مرغ سالم باشد. از این رو استفاده از معیار محتوی انرژی یک باند فرکانسی خاص که اغلب در تست یکپارچگی در سرامیک‌های به شکل یکنواخت و اشیاء ساخته شده از چدن استفاده می‌شود، غیر ممکن می‌گردد [۲۶].

از این رو اعمال روش مناسب به منظور تحلیل ارتعاش پوسته بسیار حائز اهمیت است. همان‌طور که در شکل ۳ مشخص است از فرکانس ۶۰۰ Hz به بعد تغییرات ارتعاشی پوسته در اثر ضربه کم می‌شود. در نتیجه تعیین ناحیه فرکانسی که بیشترین تغییرات پاسخ ارتعاشی پوسته را در اثر ضربه منعکس می‌کند از اهمیت بسزایی برخوردار است. بدین منظور اولین تا نهمین مولفه اصلی با روش PCA بدست آمده و ترسیم شدند. مطابق شکل ۴ از ۵۰۰ Hz تغییرات در فرکانس ارتعاش تأثیری بر روند پیشگویی تخم مرغ با پوسته سالم و ترک‌دار ندارد. این مسئله نشان می‌دهد که می‌توان بیش از نیمی از داده‌ها را حذف کرد و روند ارزیابی را سرعت بخشید.



شکل ۴ نمودار مشارکت نسبی طول موج برای پیشگویی با روش PCR برای ۹ مولفه اصلی

پس از تعیین ناحیه تاثیر گذار فرکانسی، به منظور تعیین تعداد مولفه‌های اصلی می‌توان از یکی از روش‌های cross-validation، hold-out و bootstrap بهره جست [۲۷]. با توجه به پژوهش‌های انجام شده تمامی روش‌های فوق به یک جواب منتهی می‌شوند با این تفاوت که روش cross-validation (که خود شامل روش‌های Monte-Carlo، k-fold و Leave-One-Out است) از روش bootstrap و hold-out دارای واریانس تئوری بالاتری می‌باشد. این در حالی است که زمان محاسبات در روش cross-validation طولانی‌تر می‌باشد [۲۸]. در نتیجه در این پژوهش از روش cross-validation و زیر مجموعه Leave-One-Out برای تعیین کارآمدترین تعداد مولفه‌های اصلی استفاده گردید. همانطور که در شکل ۶ مشخص است، تعداد ۷ مولفه اصلی خطای پیشگویی کمتری (۰/۰۵) نسبت به دیگر مولفه‌های اصلی دارد. بعلاوه ۷ مولفه اصلی اول دارای بیش از ۹۵٪ واریانس داده‌ها است. در نتیجه تعداد ۷ مولفه اصلی اول به صورت ورودی در آموزش طبقه‌بندی‌کننده استفاده گردید.



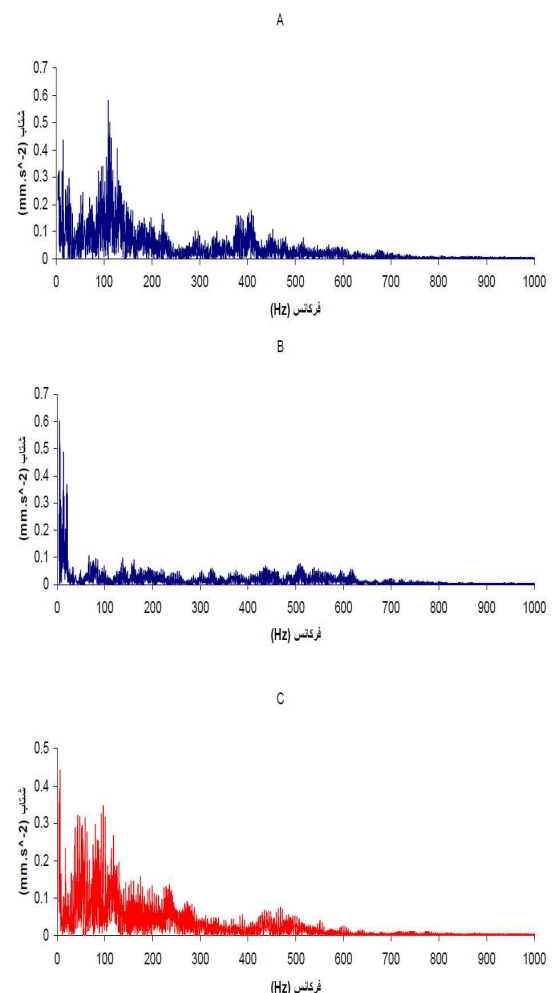
شکل ۶: نمودار تعداد مولفه‌های اصلی برحسب میانگین مربعات خطا در مقدار پیشگویی

مقدار پیشگویی برای طبقه‌بندی دو سوم داده‌ها (۸۰ عدد) برای آموزش و یک سوم (۴۰ عدد) برای آزمون طبقه‌بندی‌کننده استفاده گردید. خروجی تخم مرغ-های سالم ۱ و تخم مرغ‌های با پوسته ترک‌دار ۱- در طبقه‌بندی در نظر گرفته شد. به منظور بهینه‌سازی SVM و یافتن کمترین مقدار خطا از روش QP استفاده گردید. در جدول ۲ نتایج حاصل از طبقه‌بندی داده‌ها نشان داده شده است.

جدول ۲: نتایج حاصل از طبقه‌بندی داده‌ها توسط SVM

گروه‌ها	تعداد نمونه‌ها	دقت (%)
پوسته سالم	۱۵	۱۰۰
پوسته ترک موئی و عمیق	۲۵	۸۷/۵

با توجه به اینکه هدف این پژوهش طبقه‌بندی هوشمند نمونه‌ها و تشخیص پوسته سالم از ترک‌دار است؛ در انتخاب موثرترین ناحیه فرکانسی برای تولید ورودی بسیار دقت شد. زیرا حذف داده‌ها می‌تواند سبب از بین رفتن بخشی از اطلاعات و کاهش دقت طبقه‌بندی‌کننده گردد. در نتیجه با مشتق‌گیری از داده‌ها در حوزه زمان و انتقال آن‌ها به حوزه فرکانس روند تغییرات، مجدداً مورد بررسی قرار گرفت. مطابق شکل ۵ از ۵۰۰ Hz به بعد تغییرات در فرکانس ارتعاش در تخم مرغ با پوسته سالم و ترک‌دار بسیار ناچیز می‌گردد. این مسئله نشان می‌دهد که تغییرات پاسخ ارتعاشی تا ۵۰۰ Hz می‌تواند حاوی بیشینه اطلاعات موجود باشد.



شکل ۵: مشتق پاسخ فرکانسی پوسته سالم (A)، با ترک موئی (B) و ترک عمیق (C)

- روش طبقه بندی SVM به خوبی پوسته سالم و پوسته ترک موئی و عمیق را به ترتیب با دقت ۱۰۰٪ و ۸۷/۵٪ تشخیص داده است.

۵- منابع

- [1] Abdanan Mehdizadeh S., Minaei, S., Mohajerani, E., and Karimi Torshizi M. A. (2013a). Non-destructive assessment of egg freshness using UV-IR spectroscopy and determination of the effective wavelength domain, Iranian Journal of Biosystems Engineering (accepted for publication). (In Farsi).
- [2] Abdanan Mehdizadeh S., Minaei, S., Mohajerani, E., and Karimi Torshizi M. A. (2013b). Effect of UV irradiation, sample thickness and storage temperature on storability, bacterial activity and functional properties of liquid egg. International Journal of Food Technology (Accepted for publication).
- [3] Bourely A. J., Hsia, T. C., and Upadhyaya, S. K. (1987). Robotic egg candling system. California Agriculture, 41(1a and 2), 22-24.
- [4] Goodrum, J., W., and Elster, R. T. (1992). Machine vision for crack detection in rotating eggs. Transactions of the ASAE, 35(4), 1323-328
- [5] De Ketelaere, B., Coucke, P., and De Baerdemaeker, J. (2000). Eggshell crack detection based on acoustic resonance frequency analysis. Journal of Agricultural Engineering Research, 76(1), 157-163.
- [6] Wang, J., and Jiang, R. S. (2005). Eggshell crack detection by dynamic frequency analysis. European Food Research and Technology, 221(1-2), 214-220..
- [7] Wang, J., Ying, T. J., and Cheng, K. C. (2007). Evaluation of pear firmness by dynamic characteristics of drop impact. Journal of the Science of Food and Agriculture, 87(8), 1449-1454.
- [8] Pan, L., Zhan, G., Tu, K., Tu, S., and Liu, P. (2011). Eggshell crack detection based on

همانطور که در جدول ۲ نشان داده شده است روش PCA با کمک روش طبقه بندی SVM به خوبی پوسته سالم و پوسته ترک موئی و عمیق را به ترتیب با دقت ۱۰۰٪ و ۸۷/۵٪ تشخیص داده است. این روش در مقایسه با پژوهش دیکتیلاری و همکاران (۲۰۰۰) که از ضرایب همبستگی پیرسون^۱ استفاده و دقت کل ۹۰٪ را گزارش کردند، عملکرد قابل قبولی داشته است [۵]. تشخیص تخم مرغ با ترک موئی بسیار کوچک در دو انتهای پوسته یا تورفتگی ها متداول روی پوسته دشوار می باشد. دلیل این امر را می تواند توسط حرکت پوسته در زمان ارتعاش توضیح داده شود. قطب های تخم مرغ دارای کمترین حرکت ارتعاشی می باشند در حالی که حرکت ارتعاشی میان دو قطب به ویژه در نصف النهار پوسته نسبتا بیشتر است. در نتیجه انتقال اطلاعات بیشتری در این ناحیه نسبت به دو قطب صورت می گیرد و تشخیص ترک را آسان تر می سازد. در پژوهشی دیگر وانگ و جیانگ (۲۰۰۵) به تشخیص ترک در پوسته بر اساس پاسخ دینامیکی پوسته پرداختند. آن ها به منظور تشخیص تخم مرغ با پوسته سالم از ترک دار از اولین فرکانس ارتعاش غالب، متوسط دامنه فرکانسی و متوسط مختصات X و Y مرکز جرم در حوزه فرکانس به عنوان معیار استفاده نمودند. دقت روش گزارش شده در این پژوهش در تشخیص تخم مرغ سالم ۹۶٪ بود. البته در این پژوهش به دقت روش پیشنهادی در تشخیص تخم مرغ با پوسته ترک دار اشاره نشده است [۶]. با این حال دقت روش ارائه شده در این پژوهش نسبت به عملکرد روش وانگ و جیانگ (۲۰۰۵) در تشخیص تخم مرغ با پوسته سالم قابل قبول تر است.

۴- جمع بندی

- پاسخ ارتعاشی پوسته حاوی اطلاعات ترک در پوسته است.
 - ۷- مولفه اصلی داده های طیفی، بیش از ۹۵ درصد واریانس را در خود جای می دهند.
 - موثرترین ناحیه فرکانسی در محدوده ۵۰۰-۰ Hz قرار دارد و روند تغییرات ارتعاشی پوسته در اثر ضربه از این ناحیه به بعد کم می شود.

1. Pearson correlation coefficients

- handwriting recognition. *Pattern Recognition* 42 (12), 3264–3270.
- [18] Karimi, Y., Prasher, S. O., Patel, R. M., and Kim, S. H. (2006). Application of support vector machine technology for weed and nitrogen stress detection in corn. *Computers and Electronics in Agriculture* 51 (1–2), 99–109
- [19] Gunn, S. R. (1998). Support Vector Machines for Classification and Regression. Technical Report. Department of Electronics and Computer Science, University of Southampton, May 10.
- [20] Nashat, S., Abdullah, A., Aramvith, S., and Abdullah, M.Z. (2011). Support vector machine approach to real-time inspection of biscuits on moving conveyor belt. *Computers and Electronics in Agriculture*, 75, 147–158.
- [21] Cawley, G. C., and Talbot, N. L. (2010). On over-fitting in model selection and subsequent selection bias in performance evaluation. *The Journal of Machine Learning Research*, 99, 2079–2107.
- [22] Deng, S., & Yeh, T. H. (2011). Using least squares support vector machines for the airframe structures manufacturing cost estimation. *International Journal of Production Economics*, 131(2), 701–708.
- [23] Jindal, V. K., and Sritham, E. (2003a). Detecting eggshell cracks by acoustic impulse response and Artificial Neural Networks. ASAE Annual International Meeting Las Vegas, Nevada, USA. 27–30 July.
- [24] Jindal, V. K., & Sritham, E. (2003b). Detecting eggshell cracks by acoustic impulse response and Artificial Neural Networks. ASAE Annual International Meeting, Las Vegas, USA, 27–30 July, Paper Number 036170.
- [25] Aly, F., and Semler, C. E. (1985). Prediction of refractory strength using non-destructive sonic measurements. *Bulletin of the American Ceramic Society*, 64(12), 1155–1158.
- [26] Xiaobo, Z., Jiewen, Z., Xingyi, H., and Yanxiao, L. (2007). Use of FT-NIR spectrometry in non-invasive measurements of soluble solid contents (SSC) of 'Fuji' apple computer vision and acoustic response by means of back-propagation artificial neural network. *European Food Research Technology*, 233, 457–463
- [9] Kemps, B. J., De Ketelaere, B., Bamelis, F. R., Decuyper, E. M., and De Baerdemaeker, J.G. (2003). Vibration analysis on incubation eggs and its relation to embryonic development. *Biotechnology Progress* 19, 1022–1025.
- [10] Idah, P.A., Yisa, M.G., Ajisegiri, E.S.A., and Okpala, O. (2009). Resonance frequency of Nigerian tomato fruit as related to prevention of damage during transportation. *Journal of Food Science and Technology (Mysore)* 46 (2), 153–155.
- [11] Moura, D.J., Silva, W.T., Naas, I.A., Tolón, Y.A., Lima, K.A.O., and Vale, M. M. (2008). Real time computer stress monitoring of piglets using vocalization analysis. *Computers and Electronics in Agriculture* 64 (1), 11–18.
- [12] Pinhas, J., Soroker, V., Hetzroni, A., Mizrach, A., Teicher, M., and Goldberger, J. (2008). Automatic acoustic detection of the red palm weevil. *Computers and Electronics in Agriculture* 63 (2), 131–139.
- [13] Gomez, A. H., Wang, J., and Pereira, A. G. (2006). Firmness of mandarin at different picking dates. *Food Science and Technology International*, 12(4), 273–279.
- [14] Cho, H. K., Choi, W. K., and Paek, J. H. (2000). Detection of surface in shell eggs by acoustic impulse method. *Transactions of ASAE*, 43(6), 1921–1926.
- [15] Sun, L., Cai, J.R., Lin, H., Zhao, J., and Bi, X. (2013). On-line estimation of eggshell strength based on acoustic impulse response analysis. *Innovative Food Science and Emerging Technologies*, 18, 220–225.
- [16] Mat Nawi, N., Chen, G., Jensen, T., and Abdanan Mehdizadeh S. (2013). Prediction and classification of sugarcane Brix based on skin scanning using visible and shortwave near infrared. *Biosystems Engineering*, 115 (2), 154–161.
- [17] Adankon, M.M., and Cheriet, M. (2009). Model selection for the LS-SVM application to

and Bootstraps – Application to Time Series Prediction with RBFN Models. Artificial Neural Networks and Neural Information Processing — ICANN/ICONIP 2003, Istanbul, Turkey, 573–580.

based on different PLS models. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 87, 43–51.

[27] Lendasse, A., Wertz, V., and Verleysen, M. (2003). Model Selection with Cross-Validations

Eggshell crack detection using PCA and SVM

Abdanan Mehdizadeh, S.^{1*}

1. Assistant professor, Department of Mechanics of Biosystems Engineering, Collage of Agricultural Engineering and Rural Development, Ramin University of Agriculture and Natural Resources of Khuzestan, Mollasani, Ahvaz, Khuzestan, Iran

(Received: 92/12/17 Accepted: 93/2/9)

In the past, the inspection of cracks on eggshell was typically conducted in the industry by floodlighting, however, it gives eye fatigue, makes misjudgment and is not easy to detect hairline crack. Recent research into the automation of the detection of eggshell cracks is focused both on optical and mechanical detection principles. In this study eggs were excited by a light mechanical impact on different locations of the eggshell and vibrational frequency response of the eggshell combined with pattern recognition was attempted to differentiate intact egg and cracked egg. The pattern recognition was conducted by Principal Component Analysis (PCA) and Support Vector Machine (SVM). The optimal number of principal components was obtained 7 according to maximum error for predictive model and high discrimination between intact and cracked eggs. The result was found that the vibrational impulse response method distinguish intact egg and cracked egg with the level of 100% and 87.5% accuracy, respectively.

Key words: vibrational frequency response, intact and cracked eggs, PCA, SVM

* Corresponding Author E-Mail Address: saman.abdanan@gmail.com