

تشخیص تخم‌مرغ‌های شکسته با استفاده از روش ظرفیت خازنی و طبقه‌بندهای هوشمند

مهدی قادری^۱، احمد بناکار^{۲*}، علی اکبر مسعودی^۳

۱-دانشجوی کارشناسی ارشد مکانیک بیوسیستم، دانشگاه تربیت مدرس، تهران ایران.

۲-استادیار گروه مکانیک بیوسیستم، دانشگاه تربیت مدرس، تهران ایران

۳-استادیار گروه علوم دام، دانشگاه تربیت مدرس، تهران ایران

(تاریخ دریافت: ۹۵/۰۱/۲۰ تاریخ پذیرش: ۹۵/۰۲/۲۷)

چکیده

یکی از مشکلات موجود در صنعت بسته‌بندی، توزیع تخم‌مرغ و جوجه‌کشی وجود تخم‌مرغ‌های دارای ترک می‌باشد. با توجه به حجم بالای تخم‌مرغ‌های تولیدشده در جهان جدا کردن تخم‌مرغ‌های شکسته امری مهم تلقی می‌شود. در این تحقیق با استفاده از خاصیت هدایت الکتریکی، تخم‌مرغ‌های شکسته و سالم از یکدیگر تفکیک گردیدند. در این تحقیق از تخم‌مرغ نژاد هایلان استفاده گردید. از آنجایی که معیاری برای سنجش ترک در پوسته تخم‌مرغ وجود ندارد تعداد ۱۰۰ تخم مرغ شکسته انتخاب گردید و به ده نفر متخصص در زمینه تخم مرغ نشان داده شد. ۴۸ تخم مرغ با ترک مویی از بین تخم‌مرغ‌های شکسته انتخاب و مورد آزمایش قرار گرفت. بدین منظور ضرایب دی‌الکتریک و اتلاف تخم‌مرغ‌ها در فرکانس‌های بین ۴۰ KHz تا ۲۰ MHz اندازه‌گیری شدند و به‌عنوان ورودی طبقه‌بندهای شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان مورد استفاده قرار گرفتند. طبقه‌بندهای شبکه عصبی و SVM از ۵۰٪ داده‌های اختصاص‌یافته برای ارزیابی شامل ۷۵ و ۲۶ تخم‌مرغ شکسته و سالم، هر دو توانستند با دقت ۱۰۰٪ تخم‌مرغ‌های سالم و شکسته را با ضریب کاپا ۱ از یکدیگر جدا کنند.

کلید واژگان: تخم‌مرغ، بسته‌بندی، ضرایب دی‌الکتریک، شبکه عصبی، ماشین بردار پشتیبان

* مسئول مکاتبات: ah_banakar@yahoo.com

۱- مقدمه

تخم مرغ در صنایع مرغ مادر برای مصارف خوراکی و جوجه‌کشی استفاده می‌گردد. یکی از مشکلات صنایع بسته‌بندی و جوجه‌کشی، وجود ترک‌های کوچک در پوسته تخم مرغ می‌باشد، که در هنگام تولید یا جابه‌جایی ایجاد می‌شوند. مرکز آمار ایران مقدار تولید تخم مرغ در سال ۱۳۹۳ بالغ بر ۷۷۷ هزار تن به ارزش ۲۳۶۴۷ میلیارد ریال اعلام کرد است. بنابراین با توجه به حجم بالای تولید تخم مرغ در کشور نیاز به روشی نوین برای جداسازی تخم مرغ سالم از شکسته در صنعت حس می‌گردد. از جمله روش‌های تشخیص ترک در این صنایع روش کندلینگ در زیر نور توسط انسان می‌باشد که روشی زمان‌بر است [۱]. با توجه به تولید بسیار زیاد تخم مرغ در سال (مثلاً ۷۶،۹ میلیارد در آمریکا در سال ۲۰۰۵) بدیهی است این روش جواب‌گوی نیاز این صنایع نمی‌باشد [۲]. همچنین به دلیل خطای دید تعداد زیادی از تخم مرغ‌های دارای ترک‌های ریز شناسایی نمی‌گردد و موجب کاهش عملکرد بسته‌بندی و همچنین صنعت جوجه‌کشی می‌گردد.

از جمله روش‌های مورد استفاده برای تشخیص خودکار ترک در تخم مرغ، می‌توان به دو روش تجزیه و تحلیل پاسخ مبتنی بر لرزش و بازرسی توسط ماشین بینایی را نام برد [۳]. در تحقیقی کتلا^۱ و همکاران (۲۰۰۰) برای تشخیص ترک در پوسته تخم مرغ از پاسخ فرکانسی موج استفاده کردند. آن‌ها گزارش کردند که پس از ایجاد ضربه، پاسخ فرکانسی تخم مرغ سالم از شکسته متفاوت است [۴]. دنگ و همکاران (۲۰۱۰) برای تشخیص ترک در پوسته تخم مرغ از تبدیل ویولت و تکنیک ماشین بردار پشتیبان^۲ (SVM) استفاده کردند. آن‌ها توانستند وجود ترک را با دقت ۹۸،۹٪ تشخیص دهند [۵]. پن و همکاران ۲۰۱۱ با استفاده از روش پاسخ صوتی و ماشین بینایی سعی در تشخیص ترک‌های تخم مرغ داشتند [۶]. همچنین کوک و همکاران (۲۰۰۳) [۷]، باملیز و همکاران (۲۰۰۸) [۸] و لین و همکاران (۲۰۰۹) [۹] از روش اندازه‌گیری پاسخ فرکانسی برای تشخیص ترک در تخم مرغ استفاده کردند. گر چه روش پاسخ فرکانسی برای تشخیص ترک

روشی قوی می‌باشد. با این حال پارامترهای زیادی از قبیل تغییرات ضخامت پوسته، ناهنجاری‌های شکل تخم مرغ، ناحیه‌های ترک و اندازه ترک در دقت این روش تأثیرگذار می‌باشند [۶،۱۰].

ورلی و گودروم (۱۹۹۵) از ماشین بینایی با نورهای مختلف برای تشخیص ترک استفاده کردند [۱۱]. الستر و گادروم (۱۹۹۱)، گادروم والستر (۱۹۹۲) نیز برای تشخیص ترک در تحقیقات خود از ماشین بینایی استفاده کردند [۱۲،۱۳]. در تحقیقی با استفاده از تصاویر تک‌رنگ با وضوح بالا در فشار اتمسفر برای تشخیص ترک استفاده گردید [۲]. لاورنس و همکاران (۲۰۰۸) و جونز و همکاران (۲۰۱۰) در تحقیقاتی کاملاً مشابه با استفاده از پردازش تصویر و یک سیستم فشار توانستند ترک در پوسته تخم مرغ را شناسایی کند [۱۴،۱۵]. زوم دوربین در استفاده از روش ماشین بینایی، به نوع ترک و رنگ پوسته تخم مرغ وابسته است. استفاده از این روش برای تشخیص ترک‌های ریز و ترک‌های نامرئی قابل اعتماد نیست [۶].

روش هدایت الکتریکی روشی نوین می‌باشد که در سال‌های اخیر مرجع آزمون تحقیقات بسیاری قرار گرفته است. Icier & Ilicali (۲۰۰۵) اثر غلظت آب پرتغال بر هدایت الکتریکی در طول فرایند گرمایش اهمی را اندازه‌گیری کردند [۱۶]. کاسترو^۳ و همکاران (۲۰۰۳) برای اندازه‌گیری میزان قند و مواد جامد توت‌فرنگی همچنین استسارانگ و همکاران (۲۰۰۸) برای اندازه‌گیری عصاره گوجه‌فرنگی^۴ از هدایت الکتریکی استفاده کردند [۱۸،۱۷].

بنابراین ارائه روشی ساده، کم‌هزینه، سریع برای شناسایی و تفکیک تخم مرغ سالم از شکسته می‌تواند مشکل صنعت بسته‌بندی تخم مرغ و جوجه‌کشی را حل کند. هدف از این تحقیق استفاده از هدایت الکتریکی برای تشخیص به‌موقع ترک در تخم مرغ قبل از بسته‌بندی یا ورود به انکوباتور می‌باشد. به این منظور نمونه‌های تخم مرغ از نژاد هایلین انتخاب گردید. پس از اندازه‌گیری ضرایب دی‌الکتریک برای جداسازی تخم مرغ‌های

3. Castro
4. Sarang

1. Ketelaere
2. Support Vector Machine

فایرچیلد آمریکا^۴ استفاده گردید. صفحات خازنی از جنس آلومینیوم با ضخامت ۱ و ابعاد ۶۰×۵۰ میلی‌متر است. فاصله بین صفحات ۳۰ میلی‌متر انتخاب گردید تا امکان قرارگیری یک تخم‌مرغ در میان آن میسر گردد. واحد تولیدکننده موج سینوسی توانایی تولید ۱۹۲ موج در ثانیه در محدوده 40KHz تا 20MHz را دارا می‌باشد. ولتاژ خروجی از سنسور به آی سی AD8302 برای اندازه‌گیری اختلاف‌فاز و میزان میرایی فرستاده می‌شود تا با سیگنال اولیه مورد مقایسه قرار گیرد. سامانه طراحی شده می‌تواند اختلاف‌فاز بین ۰° تا ۱۸۰° و میرایی از ۳۰ dB- تا ۳۰ dB+ را به ترتیب با مقیاس ۱۰° و $30 \frac{mV}{dB}$ اندازه‌گیری کرده و خروجی را به صورت ولتاژ الکتریکی در دو قالب اختلاف‌فاز و میرایی به واحد ADC میکروکنترلر ارسال نماید. در نهایت ضریب دی‌الکتریک و ضریب اتلاف از رابطه‌های ۱ و ۲ به دست می‌آیند [۱۹].

$$(1) \quad \epsilon' = \left[1 + \frac{\Delta\phi}{360} \frac{c}{df} \right]^2$$

$$(2) \quad \epsilon'' = \frac{\Delta A}{8.68\pi d f} \frac{c}{\sqrt{\epsilon'}}$$

در این فرمول‌ها C سرعت نور برحسب (m/s)، f فرکانس سیگنال برحسب هرتز، d ضخامت لایه‌ای از مواد برحسب متر، ΔA میرایی برحسب دسی‌بل و $\Delta\phi$ تغییر فاز برحسب درجه است. پس از داده‌گیری، داده‌های مربوط به ضریب دی‌الکتریک و ضریب اتلاف توسط پورت سریال به کامپیوتر فرستاده و در قالب فایل اکسل ذخیره می‌شوند تا توسط نرم‌افزار Weka تحلیل گردند.

همان‌طور که در شکل ۲ نشان داده شده است ترانس ۷/۵ دوپل ولتاژ موردنیاز دستگاه را تأمین می‌کند. سپس به وسیله دو رگولاتور KA7805 و KA7905 به ترتیب ولتاژ ۵- و ۵+ دستگاه ایجاد می‌گردد. قطعه ایجاد شده برای ایجاد فرکانس MAX038 بود. حال اگر بتوان در یک فاصله کوتاه فرکانس‌های متناوب ایجاد کرد، می‌توان اطلاعات بیشتری از نمونه به دست

شکسته از دو طبقه‌بند شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان^۱ استفاده گردید.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- نمونه‌ها

در این تحقیق از ۲۰۳ تخم‌مرغ نژاد هایلان شامل ۴۸ تخم‌مرغ دارای ترک‌های مویی مطابق شکل یک و ۱۵۵ تخم‌مرغ سالم برای انجام آزمایش استفاده گردید. از آنجایی که معیاری برای سنجش ترک در پوسته تخم‌مرغ وجود ندارد تعداد ۱۰۰ تخم‌مرغ شکسته انتخاب گردید و به ده نفر متخصص در زمینه تخم‌مرغ نشان داده شد. ۴۸ تخم‌مرغ با ترک مویی از بین تخم‌مرغ‌های شکسته انتخاب و مورد آزمایش قرار گرفت.

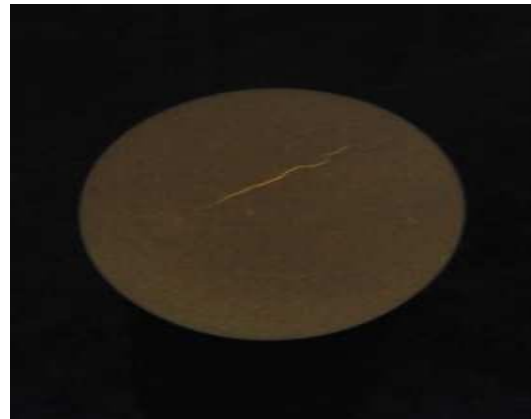


Fig1 Cracked eggs used in the experiment

۲-۲- دستگاه اندازه‌گیری ظرفیت خازنی

برای سنجش ظرفیت خازنی یک سامانه الکترونیکی طراحی شد که شامل بدنه، منبع تغذیه، میکروکنترلر AVR محصول شرکت اتمل^۲ آمریکا، واحد تولید سیگنال سینوسی (MAX038) ساخت شرکت آنالوگ دیوایس^۳ آمریکا، واحد اندازه‌گیری پارامتر دی‌الکتریک (AD8302) ساخت شرکت آنالوگ دیوایس، واحد ارتباط با کامپیوتر (Port COM)، حسگر خازنی و نمایشگر است. شکل ۲ سامانه اندازه‌گیری ظرفیت خازنی و برد الکترونیکی آن را نشان می‌دهد. برای تولید ولتاژهای ۵+ و ۵- ولت از دو دیود زener KA7805 و KA7905 ساخت شرکت

4. Fairchild

1. SVM
2. Atmel
3. Analoge device

۲-۴- طبقه‌بندهای هوشمند^۳

برای پیدا کردن ویژگی‌هایی که بیشترین ارتباط را با خروجی‌های موردبررسی دارند از طبقه‌بندی استفاده می‌شود. روش اصلی یک طبقه‌بند انتخاب ویژگی‌هایی است که بیشترین ارتباط را با کلاس خود و کمترین ارتباط را با کلاس‌های دیگر داشته باشند. ویژگی‌های یک طبقه‌بند مناسب عبارت است از کاهش زمان طبقه‌بندی، حذف داده‌های نویز دار و انتخاب بهترین ویژگی‌ها از بین داده‌ها است [۲۳]. در این تحقیق از طبقه‌بندهای شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان استفاده گردید.

۲-۴-۱- شبکه عصبی مصنوعی ANN

شبکه‌های عصبی یکی از زیرشاخه‌های هوش مصنوعی و از جمله روش‌های یادگیری ماشین هستند. یکی از پرکاربردترین شبکه‌های عصبی که در طبقه‌بندی و تقریب استفاده می‌گردند شبکه^۴ MLP می‌باشد [۲۳، ۲۴]. این شبکه از نوع شبکه‌های عصبی پیش‌خور می‌باشد که جریان داده‌ها در جهت روبه‌جلو از ورودی به خروجی حرکت می‌کند. هر شبکه عصبی از لایه‌های ورودی، پنهان و خروجی تشکیل شده است. در این تحقیق برای کمینه‌سازی خطای شبکه عصبی از الگوریتم GDM با ثابت مومنتوم ۰/۲ و تابع فعالیت سیگموئید استفاده گردید [۲۵، ۲۶]. تعداد لایه‌های مخفی و نرون‌های آن نیز با سعی و خطا به دست آمد.

۲-۴-۲- ماشین بردار پشتیبان SVM

SVM از جمله روش‌های دسته‌بندی یادگیری با ناظر^۵ می‌باشد. از این روش برای دسته‌بندی داده‌های خطی و غیرخطی استفاده می‌گردد. این الگوریتم از یک نگاهت غیرخطی^۶ برای انتقال داده‌های اصلی به ابعاد بالاتر^۷ استفاده می‌کند. سپس از این بعد جدید برای جداسازی کلاس‌ها با ابر صفحه^۸ برای ایجاد بیشترین حاشیه اطمینان و کمترین خطا بین دو کلاس استفاده می‌شود [۲۷].

آورد. برای رسیدن به این هدف از یک سری مقاومت و خازن CD 4066 استفاده شد. میکروکنترلر ATmega 16 وظیفه هماهنگی ورود خازن‌ها و مقاومت‌ها را در مدار به عهده داشت. در نهایت برای به دست آوردن ضرایب دی‌الکتریک از تراشه AD 8302 استفاده شد که در ادامه به توضیح کامل هر قطعه پرداخته می‌شود.

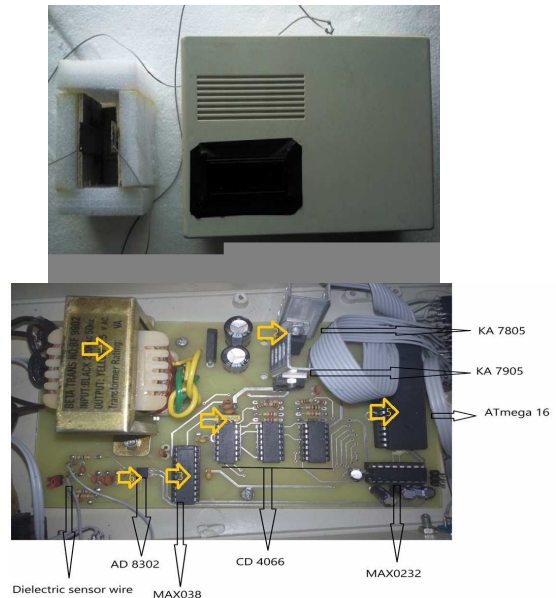


Fig 2 Electronic system and board for measuring dielectric factor

۲-۳- انتخاب ویژگی^۱

خروجی تولیدشده توسط دستگاه ۳۸۴ داده است که شامل ضریب دی‌الکتریک و ضریب اتلاف در بازه فرکانسی 40KHz تا 20MHz می‌باشند. برای انتخاب بهترین داده‌ها از الگوریتم CFS^۲ نرم‌افزار Weka 3 ساخت دانشگاه وایکاتو نیوزیلند استفاده گردید [۲۰، ۲۱]. اساس این الگوریتم انطباق منحنی سطح و یا حجم بر روی داده‌های آموزش‌یافته است [۲۲]. این الگوریتم با یک استراتژی جست‌وجوی اکتشافی همبستگی مناسب را بین ۱۹۲ ولتاژ مربوط به ضریب دی‌الکتریک و ۱۹۲ ولتاژ مربوط به ضریب اتلاف اندازه‌گیری و بهترین ولتاژها را به‌عنوان ورودی طبقه‌بند انتخاب می‌کند.

3. Intelligent classification
4. Multilayer perceptron
5. Supervised learning
6. Nonlinear mapping
7. Higher dimation
8. hyperplane

1. Feature Selection
2. Curve Fitting Space

ساختار شبکه عصبی در دقت و زمان انجام طبقه‌بندی تأثیر دارد. ساختار شبکه عصبی شامل ورودی، لایه پنهان و نرون می‌باشد. افزایش لایه‌های پنهان باعث پیچیدگی و زمان بردن شدن شبکه می‌شود. زمان طبقه‌بندی در شبکه عصبی برای طبقه‌بندی بر خط بسیار مهم است. در این تحقیق برای دست آوردن بهترین ساختار، شبکه عصبی با نرون‌های مختلف در لایه‌های پنهان اجرا و ارزیابی گردید. نتایج در نمودار ۱ نشان داده شده‌اند. در نهایت بهترین شبکه عصبی با ۱۲ ورودی یک لایه مخفی و ۷ نرون ارزیابی گردید. همچنین شکل ۲ نشان‌دهنده ساختار انتخابی برای شبکه عصبی می‌باشد.

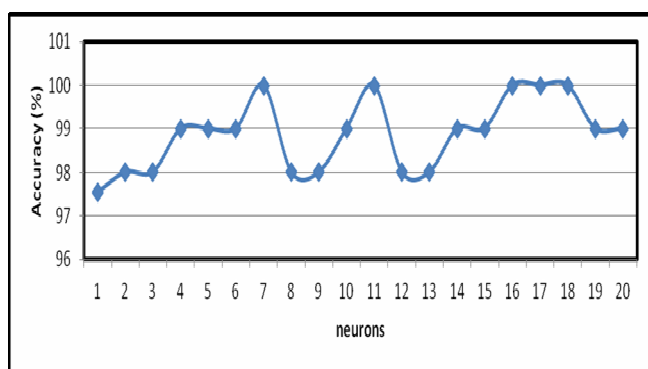


Diagram 1 The accuracy of neural networks with different neurons in the hidden layer

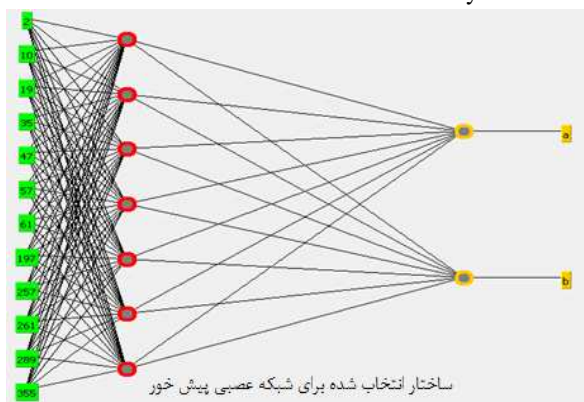


Fig 3 The structure of the neural network to classify the cracks egg shell eggs from intact egg

در این تحقیق با استفاده از دو پارامتر ضریب دی‌الکتریک و ضریب اتلاف سعی به تشخیص تخم‌مرغ‌های سالم از شکسته شده است. اندازه ترک در میزان دقت دستگاه بسیار مهم است.

در این تحقیق از SVM با توابع مختلف Kernel از جمله PolyKernel و Normalized PolyKernel [۲۸،۲۹] و PUK^۱ [۳۰] استفاده گردید.

۲-۴-۳- تحلیل آماری

برای ارزیابی طبقه‌بندی‌های ذکر شده و انتخاب بهترین طبقه‌بند از ضریب کاپا کوهن^۲ و دقت^۳ مطابق روابط ۳ و ۴ استفاده شد [۳۱،۳۲]. ضریب کاپا کوهن میزان توافق بین دو اندازه‌گیری برای طبقه‌بندی موارد مشابه می‌باشد. به‌طور کلی، سطح بالایی از توافق هنگامی رخ می‌دهد که ارزش کاپا بالای ۰،۵ باشد و سطح پایینی از توافق زمانی رخ می‌دهد که ارزش کاپا کمتر از ۰،۳ باشد [۳۳،۳۴].

$$(۳) \quad K = \frac{Pr(a) - Pr(e)}{1 - Pr(e)}$$

که در آن $Pr(a)$ قرارداد نسبی مشاهده شده بین ارزیاب‌ها

$$(۴) \quad Accuracy = \frac{No. \text{ correct decisions}}{No. \text{ cases}}$$

است. و $Pr(e)$ احتمال فرضی شرایط شانس است.

۳- نتایج

۱-۳- انتخاب ویژگی

برای مشخص کردن بهترین ولتاژهای دی‌الکتریک و حذف کردن ولتاژهای نامربوط از الگوریتم CFS استفاده گردید. نرم‌افزار توسط این الگوریتم ولتاژهای دارای بیشترین اطلاعات برای جداسازی تخم‌مرغ سالم از شکسته را جدا کرد. نتایج استفاده از این الگوریتم نشان داد که ۱۲ ولتاژ از بین ۳۸۴ ولتاژ دارای بیشترین اطلاعات برای ورودی طبقه‌بندی می‌باشد.

۲-۳- شبکه عصبی

1. Pearson VII function-based universal kernel
2. Cohen's kappa coefficient
3. Accuracy

داد که شبکه عصبی با ۱۲ ورودی یک‌لایه مخفی و ۷ نرون از ۵۰٪ داده‌ها شامل ۱۰۱ تخم‌مرغ برای آموزش و ۵۰٪ برای آزمون توانست با دقت ۱۰۰٪ تمام تخم‌مرغ‌ها شامل ۲۶ تخم‌مرغ شکسته و ۷۴ تخم‌مرغ سالم را به درستی تشخیص دهد.

این تحقیق تا حد ممکن سعی به انتخاب تخم‌مرغ با ترک‌های مویی گردید تا دقت دستگاه در تشخیص ترک‌های بسیار ریز مشخص گردد. در این آزمایش از ۱۵۵ تخم‌مرغ سالم و ۴۸ تخم‌مرغ شکسته از نژاد هایلین استفاده گردید جدول یک نشان

Table 1 Detection of eggshell cracks from intact eggs by using neural networks

Neural Network Confusion Matrix				
Kappa statistic	Accuracy %	Intact eggs	Crack shell eggs	Percentage split=50%
1	100	0	26	Crack shell eggs
		75	0	Intact eggs

استخراج کردند و از این ویژگی‌ها برای تشخیص ترک در تخم‌مرغ استفاده کردند. آن‌ها دقت روش آکوستیک و ماشین بینایی به ترتیب ۶۸٪ و ۹۲٪ گزارش کردند. دقت شبکه با ترکیب داده‌های این دو روش به ۹۸٪ افزایش یافت [۶]. گرچه ترکیب کردن روش آکوستیک و ماشین بینایی دقت تحقیق پن و همکاران را به ۹۸٪ افزایش داده با این وجود استفاده هم‌زمان از دو روش علاوه بر معایب هر روش باعث افزایش هزینه و افزایش زمان داده‌برداری می‌گردد. روش سنجش ظرفیت خازنی علاوه بر تفکیک تخم‌مرغ شکسته از سالم با دقت ۱۰۰٪ زمان و هزینه داده‌برداری را کاهش می‌دهد.

در تحقیقی با استفاده از تصاویر تک‌رنگ با وضوح بالا در فشار اتمسفر برای تشخیص ترک استفاده گردید که این سیستم توانست با دقت ۹۸/۷۵ تخم‌مرغ‌های دارای ترک و با دقت ۱۰۰ تخم‌مرغ‌های سالم را تشخیص دهد [۲]. همان‌طور که اشاره شد استفاده از تصاویر با وضوح بالا گرچه در تشخیص تخم‌مرغ سالم دقت ۱۰۰٪ داشت ولی در تفکیک تخم‌مرغ دارای ترک با مشکل مواجه گردید، این در حالی است که استفاده از ضرایب دی-الکترونیک و اتلاف می‌تواند تخم‌مرغ سالم و شکسته را با دقت ۱۰۰٪ از یکدیگر جدا کند.

۳-۳- ماشین بردار پشتیبان

از SVM با تابع‌های مختلف کرنل^۱ در این تحقیق استفاده گردید. بهترین تابع با سعی و خطا مشخص گردید. جدول ۱ نشان داد ماشین بردار پشتیبان با تابع‌های Normalized Polynomial Kernel و PUK توانست با دقت ۱۰۰٪ و ضریب کاپا ۱ تخم‌مرغ‌های شکسته را از سالم جدا کند. این طبقه بند از ۵۰٪ داده‌های اختصاص‌یافته برای آزمون شامل ۱۰۱ تخم‌مرغ توانست ۲۶ تخم‌مرغ شکسته و ۷۵ تخم‌مرغ سالم را به درستی طبقه‌بندی کند.

همان‌طور که از جدول ۱ و ۲ مشخص است ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی توانستند با دقت کامل تخم‌مرغ‌های سالم را از شکسته جدا کند. پاتل و همکاران (۱۹۹۸) با استفاده از یک سیستم خبره و شبکه عصبی توانستند ترک، لکه خون و کیفی در سطح پوسته را تشخیص دهند. آن‌ها گزارش کردند توسط سیستم خبره تعداد تخم‌مرغ‌هایی که نیاز به بازرسی انسان دارد از ۹۵٪ به ۴۴٪ کاهش می‌یابد [۳۵]. گرچه این روش نیاز به بازرسی انسانی را از کاهش داد ولی نتوانست به‌طور کامل این بازرسی را حذف کند. پن و همکاران ۲۰۱۱ از پاسخ صوتی^۲ و ماشین بینایی و شبکه عصبی پس انتشار برای تشخیص ترک در تخم‌مرغ استفاده نمودند. آن‌ها از پاسخ صوتی و تصاویر گرفته هر کدام ۶ ویژگی

1. Kernel
2. acoustic response

Table 2 Detection of eggshell cracks from intact eggs by using SVM

SVM Confusion Matrix					
Kappa statistic	Accuracy %	Intact eggs	Crack shell	Percentage	
0/99	99	0	26	Crack shell eggs	Polynomial Kernel
		1	74	Intact eggs	
1	100	0	26	Crack shell eggs	Normalized Polynomial Kernel
		75	0	Intact eggs	
1	100	0	26	Crack shell eggs	PUK
		75	0	Intact eggs	

Imaging system with modified-pressure chamber for crack detection in shell eggs, *Sens. Instrum. Food Qual. Saf.* 2 , 116–122.

- [3] B. De Ketelaere, F. Bamelis, B. Kemps, E. Decuypere, J. De Baerdemaeker, 2004 . Non-destructive measurements of the egg quality, *Worlds. Poult. Sci. J.* 60 , 289–302.
- [4] B. De Ketelaere, P. Coucke, J. De Baerdemaeker. 2000. Eggshell crack detection based on acoustic resonance frequency analysis, *J. Agric. Eng. Res.* 76 , 157–163.
- [5] X. Deng, Q. Wang, H. Chen, H. Xie, 2010 . Eggshell crack detection using a wavelet-based support vector machine, *Comput. Electron. Agric.* 70 , 135–143. doi:10.1016/j.compag.2009.09.016.
- [6] L. Pan, G. Zhan, K. Tu, S. Tu, P. Liu. 2011 . Eggshell crack detection based on computer vision and acoustic response by means of back-propagation artificial neural network, *Eur. Food Res. Technol.* 233 , 457–463. doi:10.1007/s00217-011-1530-9.
- [7] P. Coucke, B. De Ketelaere, J. De Baerdemaeker. 2003 . Experimental analysis of the dynamic, mechanical behaviour of a chicken egg, *J. Sound Vib.* 266 , 711–721.
- [8] F.R. Bamelis, B. De Ketelaere, K. Mertens, B.J. Kemps, E.M. Decuypere, J.G. De Baerdemaeker. 2008. Measuring the conductance of eggshells using the acoustic resonance technique and optical transmission spectra, *Comput. Electron. Agric.* 62 , 35–40.
- [9] H. Lin, J. Zhao, Q. Chen, J. Cai, P. Zhou. 2009. Eggshell crack detection based on acoustic response and support vector data description algorithm, *Eur. Food Res. Technol.*

علاوه بر این روشی ساده و ارزان می‌باشد. با توجه به این‌که به محض ایجاد شکستگی در پوسته تخم‌مرغ رطوبت تخم‌مرغ کاهش می‌یابد، همچنین ضرایب دی‌الکتریک به تغییرات رطوبت حساس هستند [۳۶]؛ می‌توان علت بالا بودن تشخیص تخم‌مرغ شکسته از سالم را تغییر در محتوای رطوبتی دانست. نلسون و طرابلسی (۲۰۰۲) تخمین رطوبت محصولات کشاورزی را مهم‌ترین کاربرد روش دی‌الکتریک می‌دانند [۳۶].

۴- نتایج

در این تحقیق با استفاده از ظرفیت خازنی تخم‌مرغ تخم‌مرغ‌های شکسته و سالم از یکدیگر تفکیک شدند. طبقه بندهای شبکه عصبی و SVM با توابع Normalized Polynomial Kernel و PUK توانستند با دقت خوبی تخم‌مرغ‌ها را طبقه بندی کنند. نتایج نشان داد با استفاده از دو پارامتر ضریب دی‌الکتریک و ضریب اتلاف می‌توان ترک در پوسته تخم‌مرغ را به وسیله طبقه بندهای شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان با دقت ۱۰۰٪ مشخص و جدا کرد. روش سنجش هدایت الکتریکی تنها نیازمند دو صفحه به‌عنوان هادی الکتریکی می‌باشد که علاوه بر ساده و کم‌هزینه بودن قابلیت سنجش هم‌زمان تعداد بی‌شماری تخم‌مرغ را دارد.

۵- منابع

- [1] N.D. Overfield . 1987. Egg grading as a form of quality control, *Poultry-Misset.* 23 10–13.
- [2] K.C. Lawrence, S.C. Yoon, G.W. Heitschmidt, D.R. Jones, B. Park, 2008 .

- raisins based on visual features, *Comput. Electron. Agric.* 84 , 124–131. doi:10.1016/j.compag.2012.03.004.
- [22] M. Ghazizadeh Ahsae, H.S. Yazdi, M. Naghibzadeh. 2011 . Curve fitting space for classification, *Neural Comput. Appl.* 20 , 273–285. doi:10.1007/s00521-010-0383-7.
- [23] M. Hall.1999 . Correlation-based feature selection for machine learning, PhD Diss. Univ. Waikato.
- [24] H. Ahmadi, A. Golian. 2010 . Growth analysis of chickens fed diets varying in the percentage of metabolizable energy provided by protein, fat, and carbohydrate through artificial neural network, *Poult. Sci.* 89 , 173–179.
- [25] A. Banakar, M.F. Azeem. 2011 .Parameter identification of TSK neuro-fuzzy models, *Fuzzy Sets Syst.* 179 , 62–82.
- [26] N.B. Khazaei, T. Tavakoli, H. Ghassemian, M.H. Khoshtaghaza, A. Banakar. 2013 .Applied machine vision and artificial neural network for modeling and controlling of the grape drying process, *Comput. Electron. Agric.* 98 , 205–213.
- [27] J. Han, M. Kamber.2001 . Data mining: concepts and techniques, United States Am. Morgan Kauff Mann Publ. 408.
- [28] J. Zhao, H. Lin, Q. Chen, X. Huang, Z. Sun, F. Zhou. 2010 . Identification of egg's freshness using NIR and support vector data description, *J. Food Eng.* 98 ,408–414.
- [29] M. Soltani, M. Omid. 2015 . Detection of poultry egg freshness by dielectric spectroscopy and machine learning techniques, *LWT-Food Sci. Technol.* 62 , 1034–1042.
- [30] B. Üstün, W.J. Melssen, L.M.C. Buydens. 2006 . Facilitating the application of Support Vector Regression by using a universal Pearson VII function based kernel, *Chemom. Intell. Lab. Syst.* 81 , 29–40.
- [31] J. Cohen. 1960 . A coefficient of agreement for nominal scales, *Educ. Psychol. Meas.* 20 ,37–46.
- [32] D. Tests. 1978. Basic Principles of ROC Analysis, VIII .
- [33] U. Olsson, F. Drasgow, N.J. Dorans. 1982 . The polyserial correlation coefficient, *Psychometrika.* 47 , 337–347.
- [34] R.G. Congalton. 1991. A review of assessing the accuracy of classifications of 230 , 95–100.
- [10] J. Wang, R.S. Jiang, Y. Yu. 2004. Relationship between dynamic resonance frequency and egg physical properties, *Food Res. Int.* 37 , 45–50.
- [11] J.W. Worley, J.W. Goodrum.1995. Strobe versus incandescent lighting for egg crack detection using machine vision, *Appl. Eng. Agric.*
- [12] R.T. Elster, J.W. Goodrum, 1991 .Detection of cracks in eggs using machine vision, *Trans. ASAE.*
- [13] J.W. Goodrum, R.T. Elster.1992. Machine vision for crack detection in rotating eggs, *Trans. ASAE.*
- [14] K.C. Lawrence, S.C. Yoon, D.R. Jones, G.W. Heitschmidt, B. Park, W.R. Windham, .2008 .Modified pressure system for imaging egg cracks, in: *SPIE Def. Secur. Symp.*, International Society for Optics and Photonics, p. 698303.
- [15] D.R. Jones, K.C. Lawrence, S.-C. Yoon, G.W. Heitschmidt. 2010 . Modified pressure imaging for egg crack detection and resulting egg quality, *Poult. Sci.* 89 , 761–765.
- [16] F. Icier, C. Ilicali.2005 . The effects of concentration on electrical conductivity of orange juice concentrates during ohmic heating, *Eur. Food Res. Technol.* 220 , 406–414.
- [17] I. Castro, J.A. Teixeira, S. Salengke, S.K. Sastry, A.A. Vicente. 2003. The influence of field strength, sugar and solid content on electrical conductivity of strawberry products, *J. Food Process Eng.* 26 (, 17–29.
- [18] S. Sarang, S.K. Sastry, L. Knipe. 2008 . Electrical conductivity of fruits and meats during ohmic heating, *J. Food Eng.* 87 , 351–356.
- [19] S. Trabelsi, S.O. Nelson. 2004 . Nondestructive sensing of bulk density and moisture content in shelled peanuts from microwave permittivity measurements, *Food Control.* 17 (2006) 304–311. doi:10.1016/j.foodcont.11.004.
- [20] M. Hall, E. Frank, G. Holmes, B. Pfahringer, P. Reutemann, I.H. Witten. 2009 . The WEKA data mining software: an update, *ACM SIGKDD Explor. Newsl.* 11 , 10–18.
- [21] K. Mollazade, M. Omid, A. Arefi. 2012. Comparing data mining classifiers for grading

- [36] S. O. Nelson and S. Trabelsi, 2002 .“Sensing grain moisture content through dielectric properties,” in Antennas and Propagation Society International Symposium., IEEE, vol. 2, pp. 320–323.
- remotely sensed data, Remote Sens. Environ. 37 , 35–46.
- [35] V.C. Patel, R.W. McClendon, J.W. Goodrum.1998 . Development and evaluation of an expert system for egg sorting, Comput. Electron. Agric. 20 , 97–116. doi:10.1016/S0168-1699(98)00009-X.

Eggshell crack detection by using electrical conductivity and intelligent classification

Ghaderi, M.¹, Banakar, A.^{2*}, Aliakbar Masoudi³

1. MTech Student, Department of Biosystems Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran. Iran.

2. Assistant Professor, Department of Biosystems Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran. Iran.

3. Assistant Professor, Department of Animal Sciences, Tarbiat Modares University, Tehran. Iran.

(Received: 2016/04/08 Accepted: 2016/05/16)

Packaging, distribution and hatchery of the cracked in eggshell are always big challenges in egg industries. Due to the high volume of the egg production in the world, sorting eggs with cracks in the shell is so important. In this study, cracks in sell eggs are detected by using their electrical conductivity. In this study, 203 Hy-line eggs, including 48 micro-cracks egg were used. Since there is no measurement technique for detecting eggshell crack, 100 crack eggs were selected, and have been examined by expertise. Among them, 48 eggs with micro-cracks were selected and tested. For this purpose, dielectric constant and loss factor of eggs were measured between 40 KHz to 20MHz. These coefficients are then used as input matrix of classifiers, which are artificial neural network and support vector machine. 50% of data allocated for testing included 75 intacts eggs and 26 micro-cracks eggs. Both of the classifiers, Neural network and support vector machine, were detected cracks in shell eggs with 100% accuracy and 1 Kappa statistic.

Keywords: Dielectric constant, Loss factor, Neural networks, Support vector machine

* Corresponding Author E-Mail Address: ah_banakar@yahoo.com