

تشخیص تخم مرغ های شکسته با استفاده از روش ظرفیت خازنی و طبقه بندی های 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 بسته بندی، توزیع تخم مرغ و جوجه کشی وجود تخم مرغ های دارای ترک می باشد. با توجه به حجم بالای تخم مرغ های تولید شده در جهان جدا کردن تخم مرغ های شکسته امری مهم تلقی می شود. در این تحقیق با استفاده از خاصیت هدایت الکتریکی، تخم مرغ های شکسته و سالم از یکدیگر تفکیک گردیدند. در این تحقیق از تخم مرغ نژاد هایلان استفاده گردید. از آنجایی که معیاری برای سنجش ترک در پوسته تخم مرغ 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 تخم مرغ های شکسته انتخاب و مورد آزمایش قرار گرفت. بدین منظور ضرایب دی الکتریک و اتلاف تخم مرغ ها در فرکانس های بین ۴۰ KHz تا ۲۰ MHz اندازه گیری شدند و به عنوان ورودی طبقه بندی های شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان مورد استفاده قرار گرفتند. طبقه بندی های شبکه عصبی و SVM از ۵۰٪ داده های اختصاص یافته برای ارزیابی شامل ۷۵ و ۲۶ تخم مرغ شکسته و سالم، هردو توانستند با دقت ۱۰۰٪ تخم مرغ های سالم و شکسته را با ضریب کاپا ۱ از یکدیگر جدا کنند.

کلید واژگان: تخم مرغ، بسته بندی، ضرایب دی الکتریک، شبکه عصبی، ماشین بردار پشتیبان

* مسئول مکاتبات: ah_banakar@yahoo.com

۱- مقدمه

تخم مرغ در صنایع مرغ مادر برای مصارف خوراکی و جوجه کشی استفاده می گردد. یکی از مشکلات صنایع بسته بندی و جوجه کشی، وجود ترک های کوچک در پوسته تخم مرغ می باشد، که در هنگام تولید یا جابه جایی ایجاد می شوند. 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 می گردد. از جمله روش های تشخیص ترک در این صنایع روش کندلینگ در زیر نور توسط انسان می باشد که روشی زمان بر 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 جواب گوی نیاز این صنایع نمی باشد [۲]. همچنین به دلیل خطای دید تعداد زیادی از تخم مرغ های دارای ترک های ریز شناسایی نمی گردد و موجب کاهش عملکرد بسته بندی و همچنین صنعت جوجه کشی می گردد.

از جمله روش های مورد استفاده برای تشخیص خودکار ترک در تخم مرغ، می توان به دو روش تجزیه و تحلیل پاسخ مبتنی بر لرزش و بازرسی توسط ماشین بینایی را نام برد [۳]. در تحقیقی کتار^۱ و همکاران (۲۰۰۰) برای تشخیص ترک در پوسته تخم مرغ از پاسخ فرکانسی موج استفاده کردند. آن ها 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. آن ها 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 ترک های تخم مرغ داشتند [۶]. همچنین کوک و همکاران (۲۰۰۳) [۷]، باملیز و همکاران (۲۰۰۸) [۸] و لین و همکاران (۲۰۰۹) [۹] از روش اندازه گیری پاسخ فرکانسی برای تشخیص ترک در تخم مرغ استفاده کردند. گر چه روش پاسخ فرکانسی برای تشخیص ترک

روشی قوی می باشد. با این حال پارامترهای زیادی از قبیل تغییرات ضخامت پوسته، ناهنجاری های شکل تخم مرغ، ناحیه های ترک و اندازه ترک در دقت این روش تأثیرگذار می باشند [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 تک رنگ 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 ترک های ریز و ترک های نامرئی قابل اعتماد نیست [۶].

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

بنابراین ارائه روشی ساده، کم هزینه، سریع برای شناسایی و تفکیک تخم مرغ سالم از شکسته می تواند مشکل صنعت بسته بندی تخم مرغ و جوجه کشی را حل کند. هدف از این تحقیق استفاده از هدایت الکتریکی برای تشخیص به موقع ترک در تخم مرغ قبل از بسته بندی یا ورود به انکوباتور می باشد. به این منظور نمونه های تخم مرغ از نژاد هایلین انتخاب گردید. پس از اندازه گیری ضرایب دی الکتریک برای جداسازی تخم مرغ های

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 اختلاف فاز و میزان میرایی فرستاده می‌شود تا با سیگنال اولیه مورد مقایسه قرار گیرد. سامانه طراحی شده می‌تواند اختلاف فاز بین ۰° تا ۱۸۰° و میرایی از ۳۰ dB- تا ۳۰ dB+ را به ترتیب با مقیاس ۱۰° و ۳۰ $\frac{mV}{dB}$ اندازه‌گیری کرده و خروجی را به صورت ولتاژ الکتریکی در دو قالب اختلاف فاز و میرایی به واحد ADC میکروکنترلر ارسال نماید. در نهایت ضریب دی‌الکتریک و ضریب اتلاف از رابطه‌های ۱ و ۲ به دست می‌آیند [۱۹].

$$(۱) \quad \epsilon' = \left[1 + \frac{\Delta\phi}{360} \frac{c}{df} \right]^2$$

$$(۲) \quad \epsilon'' = \frac{\Delta A}{8.68\pi d f} \frac{c}{\sqrt{\epsilon'}}$$

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 مورد نیاز 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- طبقه بندی های هوشمند^۳

برای پیدا کردن ویژگی هایی که بیشترین ارتباط را با خروجی های مورد بررسی دارند از طبقه بندی استفاده می شود. روش اصلی یک طبقه بندی انتخاب ویژگی هایی است که بیشترین ارتباط را با کلاس خود و کمترین ارتباط را با کلاس های دیگر داشته باشند. ویژگی های یک طبقه بندی مناسب عبارت است از کاهش زمان طبقه بندی، حذف داده های نویز دار و انتخاب بهترین ویژگی ها از بین داده ها است [۲۳]. در این تحقیق از طبقه بندی های شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان استفاده گردید.

۲-۴-۱- شبکه عصبی مصنوعی ANN

شبکه های عصبی یکی از زیرشاخه های هوش مصنوعی و از جمله روش های یادگیری ماشین هستند. یکی از پرکاربردترین شبکه های عصبی که در طبقه بندی و تقریب استفاده می گردند شبکه^۴ MLP می باشد [۲۳، ۲۴]. این شبکه از نوع شبکه های عصبی پیش خور می باشد که جریان داده ها در جهت روبه جلو از ورودی به خروجی حرکت می کند. هر شبکه عصبی از لایه های ورودی، پنهان و خروجی تشکیل شده است. در این تحقیق برای کمینه سازی خطای شبکه عصبی از الگوریتم GDM با ثابت مومنتوم ۰/۲ و تابع فعالیت سیگموئید استفاده گردید [۲۵، ۲۶]. تعداد لایه های مخفی و نرون های آن نیز با سعی و خطا به دست آمد.

۲-۴-۲- ماشین بردار پشتیبان SVM

SVM از جمله روش های دسته بندی یادگیری با ناظر^۵ می باشد. از این روش برای دسته بندی داده های خطی و غیرخطی استفاده می گردد. این الگوریتم از یک نگاشت غیرخطی^۶ برای انتقال داده های اصلی به ابعاد بالاتر استفاده می کند. سپس از این بعد جدید برای جداسازی کلاس ها با ابر صفحه^۷ برای ایجاد بیشترین حاشیه اطمینان و کمترین خطا بین دو کلاس استفاده می شود [۲۷].

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

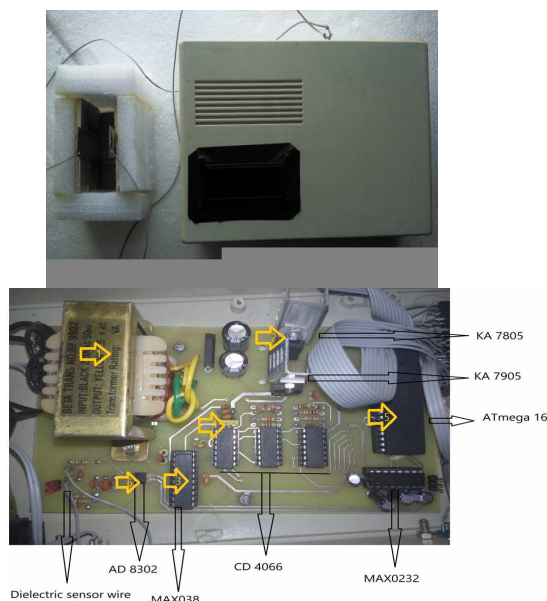


Fig 2 Electronic system and board for measuring dielectric factor

۲-۳- انتخاب ویژگی^۱

خروجی تولید شده توسط دستگاه ۳۸۴ داده است که شامل ضریب دی الکتریک و ضریب اتلاف در بازه فرکانسی 40KHz تا 20MHz می باشند. برای انتخاب بهترین داده ها از الگوریتم CFS^۲ نرم افزار Weka 3 ساخت دانشگاه وایکاتو نیوزیلند استفاده گردید [۲۰، ۲۱]. اساس این الگوریتم انطباق منحنی سطح و یا حجم بر روی داده های آموزش یافته است [۲۲]. این الگوریتم با یک استراتژی جست و جوی اکتشافی همبستگی مناسب را بین ۱۹۲ ولتاژ مربوط به ضریب دی الکتریک و ۱۹۲ ولتاژ مربوط به ضریب اتلاف اندازه گیری و بهترین ولتاژها را به عنوان ورودی طبقه بندی انتخاب می کند.

3. Intelligent classification
4. Multilayer perceptron
5. Supervised learning
6. Nonlinear mapping
7. Higher dimension
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 زمان‌بر 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.

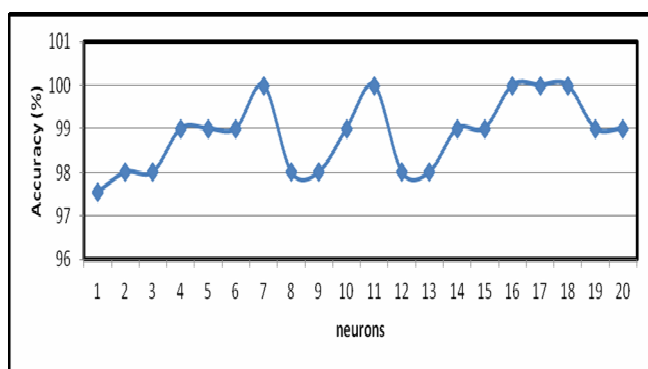


Diagram 1 The accuracy of neural networks with different neurons in the hidden layer

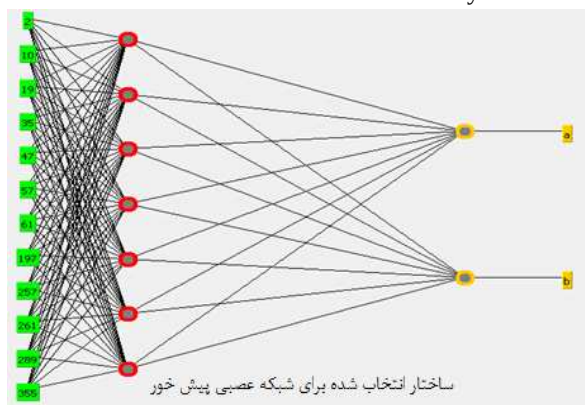


Fig 3 The structure of the neural network to classify the cracks egg shell eggs from intact egg

در این تحقیق با استفاده از دو پارامتر ضریب دی‌الکترونیک 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 مشاهده‌شده بین ارزیاب‌ها

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

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

۳- نتایج

۳-۱- انتخاب ویژگی

برای مشخص کردن بهترین ولتاژهای دی‌الکترونیک 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.

۳-۲- شبکه عصبی

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

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

داد که شبکه عصبی با ۱۲ ورودی یک لایه مخفی و ۷ نرون از ۵۰٪ داده ها شامل ۱۰۱ تخم مرغ برای آموزش و ۵۰٪ برای آزمون توانست با دقت ۱۰۰٪ تمام تخم مرغ ها شامل ۲۶ تخم مرغ شکسته و ۷۴ تخم مرغ سالم را به درستی تشخیص دهد.

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

۳-۳- ماشین بردار پشتیبان

از SVM با تابع های مختلف کرنل^۱ در این تحقیق استفاده گردید. بهترین تابع با سعی و خطا مشخص گردید. جدول ۱ نشان داد ماشین بردار پشتیبان با تابع های Normalized Polynomial Kernel و PUK توانست با دقت ۱۰۰٪ و ضریب کاپا ۱ تخم مرغ های شکسته را از سالم جدا کند. این طبقه بند از ۵۰٪ داده های اختصاص یافته برای آزمون شامل ۱۰۱ تخم مرغ توانست ۲۶ تخم مرغ شکسته و ۷۵ تخم مرغ سالم را به درستی طبقه بندی کند.

همان طور که از جدول ۱ و ۲ مشخص است ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی توانستند با دقت کامل تخم مرغ های 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. آن ها گزارش کردند توسط سیستم خبره تعداد تخم مرغ هایی که نیاز به بازرسی انسان دارد از ۹۵٪ به ۴۴٪ کاهش می یابد [۳۵]. گرچه این روش نیاز به بازرسی انسانی را از کاهش داد ولی نتوانست به طور 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 تخم مرغ استفاده نمودند. آن ها از پاسخ صوتی و تصاویر گرفته هر کدام ۶ ویژگی

استخراج کردند و از این ویژگی ها برای تشخیص ترک در تخم مرغ استفاده کردند. آن ها دقت روش آکوستیک و ماشین بینایی به ترتیب ۶۸٪ و ۹۲٪ گزارش کردند. دقت شبکه با ترکیب داده های 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 هم زمان از دو روش علاوه بر معایب هر روش باعث افزایش هزینه و افزایش زمان داده برداری می گردد. روش سنجش ظرفیت خازنی علاوه بر تفکیک تخم مرغ شکسته از سالم با دقت ۱۰۰٪ زمان و هزینه داده برداری را کاهش می دهد.

در تحقیقی با استفاده از تصاویر تک رنگ با وضوح بالا در فشار اتمسفر برای تشخیص ترک استفاده گردید که این سیستم توانست با دقت ۹۸/۷۵ تخم مرغ های دارای ترک و با دقت ۱۰۰ تخم مرغ های سالم را تشخیص دهد [۲]. همان طور که اشاره شد استفاده از تصاویر با وضوح بالا گرچه در تشخیص تخم مرغ سالم دقت ۱۰۰٪ داشت ولی در تفکیک تخم مرغ دارای ترک با مشکل مواجه گردید، این در حالی است که استفاده از ضرایب دی-الکترونیک و اتلاف می تواند تخم مرغ سالم و شکسته را با دقت ۱۰۰٪ از یکدیگر جدا کند.

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. Decuyper, 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. Decuyper, 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 تخم مرغ رطوبت تخم مرغ کاهش می‌یابد، همچنین ضرایب دی‌الکتریک به تغییرات رطوبت حساس هستند [۳۶]؛ می‌توان علت بالا بودن تشخیص تخم مرغ 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 تخم مرغ تخم مرغ‌های شکسته و سالم از یکدیگر تفکیک شدند. طبقه بندهای شبکه عصبی و SVM با توابع Normalized Polynomial Kernel و PUK توانستند با دقت خوبی تخم مرغ‌ها را طبقه بندی کنند. نتایج نشان داد با استفاده از دو پارامتر ضریب دی‌الکتریک و ضریب اتلاف می‌توان ترک در پوسته تخم مرغ 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 به عنوان هادی الکتریکی می‌باشد که علاوه بر ساده و کم هزینه بودن قابلیت سنجش هم‌زمان تعداد بی‌شماری تخم مرغ 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 Ahsaei, 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. Ilcali.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