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 بیوسیتم، 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 مورداستفاده قرار گرفتند. طبقه‌بندهای شبکه عصبی و SVM از ۵۰٪ داده‌های اختصاص‌یافته برای ارزیابی شامل ۷۵ و۲۶ تخم‌مرغ شکسته و سالم، هردو 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

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-04-18]

۱- مقدمه

تخم‌مرغ در صنایع مرغ مادر برای مصارف خوراکی و جوجه‌کشی استفاده می‌گردد. یکی از مشکلات صنایع بسته‌بندی و جوجه‌کشی، وجود ترک‌های کوچک در پوسته تخم‌مرغ می‌باشد، که در هنگام تولید یا جابه‌جایی ایجاد می‌شوند. مرکز آمار ایران مقدار تولید تخم‌مرغ در سال ۱۳۹۳ بالغ بر ۷۷۷ هزار تن به ارزش ۲۳٦٤۷ میلیارد ریال اعلام کرد است. بنابراین با توجه به حجم بالای تولید تخم‌مرغ در کشور نیاز به روشی نوین برای جداسازی تخم‌مرغ سالم از شکسته در صنعت حس می‌گردد.

ازجمله 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 تخم‌مرغ در سال (مثلاً ۷٦,۹ میلیارد در آمریکا در سال ۲۰۰۵) بدیهی است این روش جواب گوی نیاز این صنایع نمی‌باشد[۲]. همچنین به دلیل خطای دید تعداد زیادی از تخم‌مرغ‌های دارای ترک‌های ریز شناسایی نمی‌گردد و موجب کاهش عملکرد بسته‌بندی و همچنین صنعت جوجه‌کشی می‌گردد.

ازجمله روش‌های مورد استفاده برای تشخیص خودکار ترک در تخم‌مرغ، می‌توان به دو روش تجزیه‌وتحلیل پاسخ مبتنی بر لرزش و بازرسی توسط ماشین بینایی را نام برد[۳]. در تحقیقی کتلار[1] و همکاران (۲۰۰۰) برای تشخیص ترک در پوسته تخم‌مرغ از پاسخ فرکانسی موج استفاده کردند. آن‌ها گزارش کردند که پس از ایجاد ضربه، پاسخ فرکانسی تخم‌مرغ سالم از شکسته متفاوت است [٤]. دنگ و همکاران (۲۰۱۰) برای تشخیص ترک در پوسته تخم‌مرغ از تبدیل ویولت و تکنیک ماشین بردار پشتیبان (SVM)[2] 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 تخم‌مرغ داشتند[٦]. 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 تخم‌مرغ 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 تخم‌مرغ ، ناحیه‌های ترک و اندازه ترک در دقت این روش تأثیرگذار می‌باشند [٦،۱۰].

ورلی و گودروم (۱۹۹۵) از ماشین بینایی با نورهای مختلف برای تشخیص ترک استفاده کردند [۱۱]. الستر و گادروم (۱۹۹۱) ، گادرو والستر(۱۹۹۲) نیز برای تشخیص ترک در تحقیقات خود از ماشین بینایی استفاده کردند [۱۲،۱۳]. در تحقیقی با استفاده از تصاویر تک‌رنگ با وضوح‌بالا 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 پردارش تصویر و یک سیستم فشار توانستند ترک در پوسته تخم‌مرغ را شناسایی کند [۱۵،۱٤]. زوم دوربین در استفاده از روش ماشین بینایی، به نوع ترک و رنگ پوسته تخم‌مرغ وابسته است. استفاده از این روش برای تشخیص ترک‌های ریز و ترک‌های نامریی قابل‌اعتماد نیست [٦].

روش هدایت الکتریکی روشی نوین می‌باشد که در سال‌های اخیر مرجع آزمون تحقیقات بسیاری قرارگرفته است. Icier& Ilicali(۲۰۰۵) اثر غلظت آب پرتغال بر هدایت الکتریکی در طول فرایند گرمایش اهمی را اندازه‌گیری کردند [۱٦]. کاسترو[3] و همکاران(۲۰۰۳) برای اندازه‌گیری میزان قند و مواد جامد توت‌فرنگی همچنین استسارانگ و همکاران (۲۰۰۸) برای اندازه‌گیری عصاره گوجه‌فرنگی[4] از هدایت الکتریکی استفاده کردند [۱۸،۱۷].

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

1. Ketelaere
2. Support Vector Machine
3. Castro
4. Sarang

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-04-18]

شکسته از دو طبقه‌بند شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان[1] 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. ازآنجایی‌که 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.

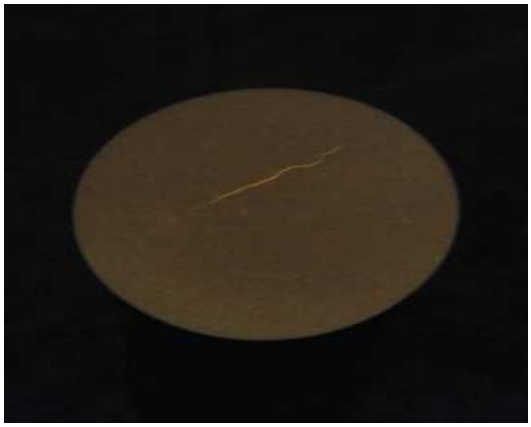

Fig1 Cracked eggs used in the experiment

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[2] آمریکا ، واحد تولید سیگنال سینوسی (MAX038) ساخت شرکت آنالوگ دیوایس[3] 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 زنر KA7805 و KA7905 ساخت شرکت فایرچیلد آمریکا[4] استفاده گردید. صفحات خازنی از جنس آلومینیوم باضخامت ۱ و ابعاد ۵۰×۶۰ 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 طراحی‌شده می‌تواند اختلاف‌فاز بین ۰° تا ۱۸۰° و میرایی از $-30dB$ تا $+30dB$ را به ترتیب با مقیاس ۱۰° و $30\frac{mV}{dB}$ اندازه‌گیری کرده و خروجی را به‌صورت ولتاژ الکتریکی در دو قالب اختلاف‌فاز و میرایی به واحد ADC میکروکنترلر ارسال نماید. درنهایت ضریب دی‌الکتریک و ضریب اتلاف از رابطه‌های ۱ و ۲ به دست می‌آیند [۱۹].

$$\varepsilon' = \left[1 + \frac{\Delta\varphi}{360d}\frac{c}{f}\right]^2 \quad (1)$$

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

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 $\varphi\Delta$ تغییر فاز برحسب درجه است. پس از داده گیری، 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 داده‌شده است ترانس ۷/۵ دوبل ولتاژ موردنیاز دستگاه را تأمین می‌کند. سپس به‌وسیله دو رگولاتور KA7805 و KA7905 به ترتیب ولتاژ ۵- و ۵+ دستگاه ایجاد می‌گردد. قطعه ایجادشده برای ایجاد فرکانس MAX038 بود. حال اگر بتوان در یک‌فاصله کوتاه فرکانس‌های متناوب ایجاد کرد، می‌توان اطلاعات بیشتری از نمونه به دست

1. SVM
2. Atmel
3. Analoge device

4. Fairchild

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-04-18]

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.

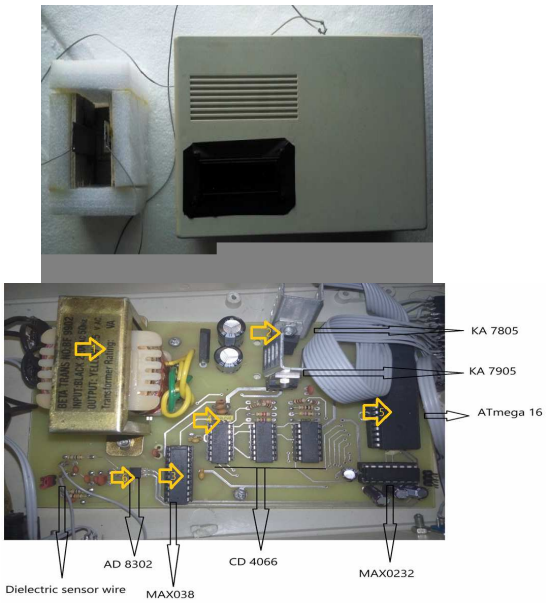

Fig 2 Electronic system and board for measuring dielectric factor

۲-۳- انتخاب ویژگی[1]

خروجی تولیدشده توسط دستگاه ۳۸٤ داده است که شامل ضریب دی‌الکتریک و ضریب اتلاف در بازه فرکانسی 40KHz تا 20MHz می‌باشند. برای انتخاب بهترین داده‌ها از الگوریتم CFS[2] نرم‌افزار Weka 3 ساخت دانشگاه وایکاتو نیوزیلند استفاده گردید[۲۰،۲۱]. اساس این الگوریتم انطباق منحنی سطح و یا حجم بر روی‌داده‌های 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.

1. Feature Selection
2. Curve Fitting Space

۲-٤- طبقه‌بندهای هوشمند[3]

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 باکلاس خود و کمترین ارتباط را باکلاس‌های دیگر داشته باشند. ویژگی‌های یک طبقه بند مناسب عبارت است از کاهش زمان طبقه‌بندی، حذف داده‌های نویز دار و انتخاب بهترین ویژگی‌ها از بین داده‌ها است [۲۳]. در این تحقیق از طبقه بندهای شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان استفاده گردید.

۲-٤-۱- شبکه عصبی مصنوعی ANN

شبکه‌های عصبی یکی از زیرشاخه‌های هوش مصنوعی و ازجمله روش‌های یادگیری ماشین هستند. یکی از پرکاربردترین شبکه-های عصبی که در طبقه‌بندی و تقریب استفاده می‌گردند شبکه MLP[4] می‌باشد [۲۳،۲٤]. 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 تشکیل‌شده است. در این تحقیق برای کمینه‌سازی خطای شبکه عصبی از الگوریتم GDM با ثابت مومنتوم ۰/۲ و تابع فعالیت سیگموید استفاده گردید [۲۵،۲٦]. تعداد لایه‌های مخفی و نرون‌های آن نیز با سعی و خطا به دست آمد.

۲-٤-۲- ماشین بردار پشتیبان SVM

SVM ازجمله روش‌های دسته‌بندی یادگیری با ناظر[5] می‌باشد. از این روش برای دسته‌بندی داده‌های خطی و غیرخطی استفاده می‌گردد. این الگوریتم از یک نگاشت غیرخطی[6] برای انتقال داده‌های اصلی به ابعاد بالاتر[7]استفاده می‌کند. سپس از این بعد جدید برای جداسازی کلاس‌ها با ابر صفحه[8] برای ایجاد بیشترین حاشیه اطمینان و کمترین خطا بین دو کلاس استفاده می‌شود [۲۷].

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

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-04-18]

در این تحقیق از SVM با توابع مختلف Kernel ازجمله PolyKernel و Normalized PolyKernel [۲۸،۲۹] و PUK[1] [۳۰] استفاده گردید.

۲-۴-۳- تحلیل آماری

برای ارزیابی طبقه‌بندهای ذکرشده و انتخاب بهترین طبقه‌بند از ضریب کاپا کوهن[2] و دقت[3] مطابق روابط ۳ و ٤ استفاده شد[۳۱،۳۲]. ضریب کاپا کوهن میزان توافق بین دو اندازه‌گیری برای طبقه‌بندی موارد مشابه می‌باشد. به‌طورکلی، 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،۳٤].

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

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

$$\text{Accuracy}=\frac{No.\,correct\,decisions}{No.\,cases} \quad (٤)$$

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

۳- نتایج

۳-۱- 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 ۳۸٤ ولتاژ دارای بیشترین اطلاعات برای ورودی طبقه بندها می‌باشد.

۳-۲- شبکه عصبی

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 داده‌شده‌اند. 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.

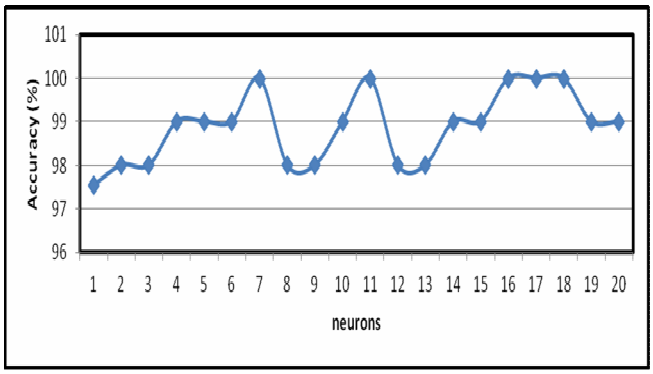

Diagram 1 The accuracy of neural networks with different neurons in the hidden layer

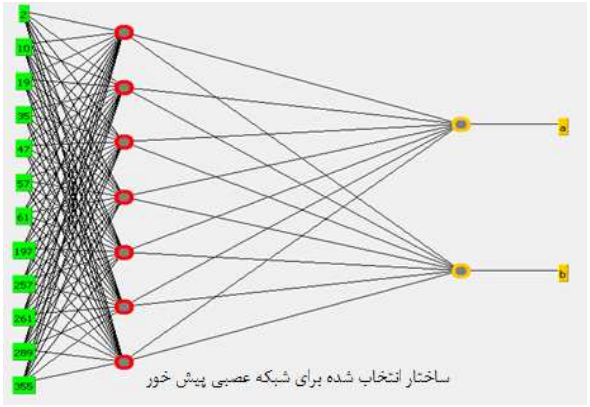

Fig 3 The structure of the neural network to classify the cracks egg shell eggs from intact egg

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

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

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-04-18]

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 ٤٨ تخم‌مرغ شکسته از نژاد هایلاین استفاده گردید جدول یک نشان 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 ۲٦ تخم‌مرغ شکسته و ۷٤ تخم‌مرغ سالم را به‌درستی 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 تابع‌های مختلف کرنل[1]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 ۲٦ تخم‌مرغ شکسته و ۷۵ تخم‌مرغ سالم را به‌درستی طبقه‌بندی کند.

همان‌طور که از جدول ۱و۲ 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 کثیفی در سطح پوسته را تشخیص دهند. آن‌ها گزارش کردند توسط سیستم خبره تعداد تخم‌مرغ‌هایی که نیاز به بازرسی انسان دارد از ۹۵٪ به ٤٤٪ 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[2] و ماشین بینایی و شبکه عصبی پس انتشار برای تشخیص ترک در تخم‌مرغ استفاده نمودند. آن‌ها از پاسخ صوتی و تصاویر گرفته هر کدام ٦ ویژگی استخراج کردند و از این ویژگی‌ها برای تشخیص ترک در تخم‌مرغ استفاده کردند. آن‌ها دقت روش آکوستیک و ماشین بینایی به ترتیب ٦۸٪ و ۹۲٪ گزارش کردند. دقت شبکه با ترکیب داده‌های این دو روش به ۹۸٪ افزایش یافت [٦]. 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 وضوح‌بالا 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 دقت۱۰۰٪ داشت ولی در تفکیک تخم‌مرغ دارای ترک با مشکل مواجه گردید، این در حالی است که استفاده از ضرایب دی-الکتریک و اتلاف می‌تواند تخم‌مرغ سالم و شکسته را با دقت ۱۰۰٪ از یکدیگر جدا کند.

1. Kernel
2. acoustic response

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-04-18]

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	Plolykernel
		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	

علاوه بر این روشی ساده و ارزان می‌باشد. با توجه به این‌که به‌محض ایجاد شکستگی در پوسته تخم‌مرغ رطوبت تخم‌مرغ کاهش می‌یابد، همچنین ضرایب دی‌الکتریک به تغییرات رطوبت حساس هستند [٣٦]؛ می‌توان علت بالا بودن تشخیص تخم‌مرغ شکسته از سالم را تغییر در محتوای رطوبتی دانست. نلسون و طرابلسی(٢٠٠٢) تخمین رطوبت محصولات کشاورزی را مهم‌ترین کاربرد روش دی‌الکتریک می‌دانند [٣٦].

٤- 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 کند. نتایج نشان داد با استفاده از دو پارامتر ضریب دی‌الکتریک و ضریب اتلاف می‌توان ترک در پوسته تخم‌مرغ را به‌وسیله طبقه بندهای شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان با دقت ١٠٠٪ 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.

٥- 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 . 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.

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-04-18]

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 raisins based on visual features, Comput. Electron. Agric. 84 , 124–131. doi:10.1016/j.compag.2012.03.004.
[22] M. Ghazizadeh Ahsaee, 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

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-04-18]

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.

[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.

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-04-18]

Eggshell crack detection by using electrical conductivity and intelligent classification

Ghaderi, M. [1], Banakar, A. [2*]. Aliakbar Masoudi[3]

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

[Downloaded from fsct.modares.ac.ir on 2024-04-18]