

تشخیص تخم‌مرغ‌های بی‌نطفه از نطفه‌دار در دوره انکوباسیون با استفاده از خواص دی‌الکتریک تخم‌مرغ

مهدی قادری^۱، احمد بناکار^{۲*} و علی‌اکبر مسعودی^۳

چکیده

یکی از معضلات صنعت مرغ‌داری، تفکیک تخم‌مرغ‌های نطفه‌دار از بی‌نطفه است. هرچه این تفکیک در روزهای ابتدایی دوره انکوباسیون انجام بگیرد، فضای کمتری از دستگاه انکوباتور اشغال و موجب افزایش ظرفیت جوجه‌کشی و افزایش راندمان جوجه‌کشی می‌شود. در این پژوهش، با استفاده از ضرایب اتلاف و دی‌الکتریک تخم‌مرغ‌های نژاد هایلین، تخم‌مرغ‌های بی‌نطفه تشخیص داده شد. برای انجام پژوهش از ۱۲۶ تخم‌مرغ استفاده گردید. در روز سوم داده‌برداری انجام گرفت، در روز پنجم مشخص شد که ۱۱۲ تخم‌مرغ نطفه‌دار و ۱۴ تخم‌مرغ بی‌نطفه است. پس از انتقال داده‌ها به نرم‌افزار Weka، داده‌ها با استفاده از طبقه‌بندهای شبکه عصبی و ماشین‌بردار پشتیبان تجزیه و تحلیل شدند. نتایج نشان داد شبکه عصبی و ماشین‌بردار پشتیبان توانستند با دقت ۱۰۰٪ تخم‌مرغ نطفه‌دار از بی‌نطفه را در روز سوم تشخیص دهند. روش تشخیص تخم‌مرغ بی‌نطفه با استفاده از سنجش هدایت الکتریکی، روشی غیرمخرب و دارای دقت بیشتر نسبت به روش‌های پردازش تصویر، پردازش موج و PCR است.

واژه‌های کلیدی: تخم‌مرغ نطفه‌دار و بی‌نطفه، شبکه عصبی، ضریب دی‌الکتریک، ضریب اتلاف، ماشین‌بردار پشتیبان.

ارجاع: قادری م.، بناکار ا. و مسعودی ع.ا. ۱۳۹۶. تشخیص تخم‌مرغ‌های بی‌نطفه از نطفه‌دار در دوره انکوباسیون با استفاده از خواص دی‌الکتریک تخم‌مرغ. نشریه پژوهش‌های مکانیک ماشین‌های کشاورزی. ۶(۱): ۲۳-۲۹.

۱- فارغ‌التحصیل کارشناسی ارشد، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس.

۲- دانشیار گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس.

۳- استادیار گروه دامپروزی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس.

* نویسنده مسئول: ah_banakar@modares.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۰۵/۰۷

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۰۷/۰۸

مقدمه

اولین مرحله در پرورش مرغ، تولید جوجه است که برای این امر، نیاز به دستگاه جوجه کشی یا انکوباتور می باشد. بدیهی است جوجه کشی به روش سنتی جواب گوی نیاز امروز بشر نیست؛ بنابراین بشر از قرن های پیش به فکر استفاده از جوجه کشی مصنوعی بوده است. از روش های جدید جوجه کشی، اولین بار حدود ۲۴۰ سال قبل استفاده شده است. اولین ماشین جوجه کشی برقی نیز حدود ۸۱ سال پیش در آمریکا ساخته شده است. فرایند جوجه کشی شامل دو مرحله ستر^۱ و هچر^۲ است. دوره انکوباسیون یا حرارت دهی ۱۸ روز اول یعنی از ساعت صفر تا ساعت ۴۴۰ است که به آن مرحله ستر می گویند. در این مرحله تخم مرغ ها را در داخل دستگاه ستر یا انکوباسیون در دمای ۳۷/۲ سانتی گراد و رطوبت ۷۰٪ قرار می دهند. در دستگاه ستر، به چهار عامل اساسی دما، رطوبت، تهویه و چرخش توجه می شود و تخم مرغ ها به دقت کنترل و تنظیم می شوند. دوره بعد از انکوباسیون ۳ روز است که به نام مرحله هچر شناخته می شود. طی سه روز آخر دوره جوجه کشی، یعنی از روز ۱۹ تا ۲۱ تخم مرغ ها را در داخل دستگاه هچر در دمای ۳۷/۵ درجه سانتی گراد و رطوبت ۷۵٪ قرار می دهند. در دستگاه هچر از عوامل چهارگانه مذکور در ستر فقط سه عامل دما، رطوبت و اکسیژن (تهویه) مورد توجه است (Deeming & Ferguson 1991). بنابراین فرایند جوجه کشی مستلزم صرف هزینه و انرژی زیادی است. برای رسیدن به بازده بالاتر باید تخم مرغ ها قبل از ورود به انکوباتور و در طول دوره بررسی شوند. اگر بتوان دستگاهی طراحی و ساخت که تخم مرغ های نطفه دار را از غیرنطفه دار تشخیص دهد، علاوه بر اینکه می تواند یکی از منابع مهم غذایی انسان را حفظ کند، ارزش فراوانی در صنعت مرغداری جوجه کشی به دلیل کاهش هزینه اولیه، استفاده بهینه از فضای دستگاه، افزایش راندمان و همچنین آلوده نکردن دستگاه (به دلیل حذف تخم مرغ های انفجاری^۳ که بدون نطفه اند و در طول دوران انکوباتور در دستگاه گندیده و حاوی گاز هستند) ایجاد می کند.

در پژوهشی با هدف تجزیه و تحلیل ارتعاشات از طریق

رزونانس صوتی در تخم مرغ و ارتباط آن با توسعه جنین در طول دوره اولیه انکوباسیون پژوهشی انجام شد. آن ها با توجه به زمان میرایی ارتعاشاتی^۴ که به طور ناگهانی تغییر می کردند، اثر متقابل قطر و تغییر ارتعاش را بررسی و با مقدار ضریب تبیین $R^2=0.72$ زمان هچر تخم مرغ را پیش بینی کردند (Kemps et al., 2003). در پژوهشی دیگر از تصویربرداری ابر طیفی برای تشخیص رشد و نمو جوجه در دوره انکوباتور استفاده شد. آن ها دقت این روش را در روز صفر ۹۶٪ و روز اول ۹۲٪ و در روز دوم و سوم، ۱۰۰٪ گزارش کردند (Lawrence et al., 2007). در پژوهشی از روش تصویربرداری ابر طیف برای تشخیص تخم مرغ نطفه دار و بی نطفه استفاده شد. پژوهشگران در روز صفر دقت این روش را ۷۱٪، روز یک ۶۳٪، روز دوم ۶۵٪ و در نهایت دقت روز سوم را ۸۳٪ گزارش کردند (Smith Lawrence & Heitschmidt, 2008). در پژوهشی از طیف سنجی مرئی برای ارزیابی رشد جنین داخل تخم مرغ در روزهای ۵ تا ۱۰ دوره انکوباسیون استفاده کردند. آن ها متوجه شدند داده های طیفی و وزن جنین به هم وابسته هستند. آن ها موفق شدند با این روش رشد جنین را ارزیابی کنند (Kemps et al., 2010). از سیستم تصویربرداری ابر طیف مادون قرمز و خوشه بندی K-means برای تشخیص تخم مرغ با نطفه، بی نطفه و دارای جنین مرده در پژوهشی استفاده شد. آن ها تخم مرغ ها را به دو دسته با نطفه و بی نطفه (دارای جنین مرده و بی نطفه) تقسیم کردند و توانستند با دقت ۱۰۰٪ نطفه دار بودن تخم مرغ را در روز قبل از انکوباتور، در روز اول انکوباسیون با دقت ۷۸/۸٪، در روز دوم با دقت ۷۴/۱٪ در روز سوم با دقت ۸۱/۸٪ و در روز چهارم با دقت ۸۴/۱٪ از یکدیگر جدا کنند (Liu & Ngadi, 2013). از جمله روش های دیگر برای نطفه سنجی استفاده از یک سیستم تصویربرداری حرارتی برای شناسایی تخم مرغ های نطفه دار می باشد. در پژوهشی از تصویربرداری مادون قرمز و تئوری فازی در روز ۱۴ استفاده شد که توانست با دقت ۹۶٪ و با سرعت ۲ تا ۳ ثانیه تخم مرغ های با نطفه و بدون نطفه را از یکدیگر تشخیص دهد (Lin et al., 2013). در تحقیق دیگری پارامترهای کیفی تخم مرغ را با استفاده از خواص خازنی آن پیش بینی کردند. بدین منظور از یک ولتاژ سینوسی^۴

- 1- Setting
- 2- Hatching
- 3- Exploding egg

بلدرچین دیگر استفاده شده است. این روش اساسی ژنتیکی دارد و مانند PCR عمل می‌کند (Chen et al., 2012).

هدف از انجام این پژوهش نیز تشخیص تخم‌مرغ‌های نطفه‌دار از بدون نطفه با استفاده از اندازه‌گیری هدایت الکتریکی تخم‌مرغ در طول دوره انکوباسیون است. بدین منظور دستگاهی طراحی و ساخته شده است که با ایجاد موج‌های با بسامد مختلف، ضریب دی‌الکتریک و ضریب اتلاف تخم‌مرغ را اندازه‌گیری می‌کند. سپس با نرم‌افزار Weka و استفاده از طبقه‌بندهای شبکه عصبی و ماشین‌بردار پشتیبان، تخم‌مرغ‌های نطفه‌دار از بی‌نطفه در روزهای مختلف تشخیص داده شدند.

مواد و روش‌ها

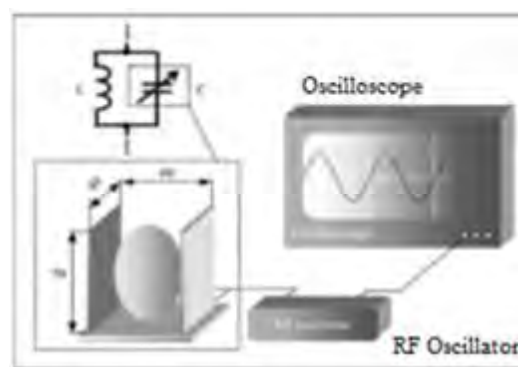
نمونه‌ها

در این پژوهش از ۱۲۶ تخم‌مرغ نژاد هایلین^۴ که از نژادهای تخم‌گذار است، استفاده شد. همچنین از یک دستگاه جوجه‌کشی تمام اتوماتیک با ظرفیت ۴۲۰ تخم‌مرغ ساخت شرکت صنعت جویبار استفاده شد. برای داده‌برداری، تخم‌مرغ‌ها پس از شماره‌گذاری در دستگاه انکوباتور قرار گرفت. در روز سوم داده‌برداری انجام گرفت و در روز پنجم با استفاده از روش نورسنجی و آزمون مخرب ۱۴ تخم‌مرغ بدون نطفه و ۱۱۲ تخم‌مرغ نطفه‌دار تشخیص داده شد.

دستگاه اندازه‌گیری ظرفیت خازنی

برای سنجش ظرفیت خازنی یک برد الکتریکی طراحی شد که شامل بدنه، منبع تغذیه، میکروکنترلر AVR، واحد تولید موج سینوسی (MAX038)، واحد اندازه‌گیری پارامتر دی‌الکتریک (AD8302)، واحد ارتباط با کامپیوتر (Port COM)، حسگر خازنی و نمایشگر است. شکل ۱ سامانه اندازه‌گیری ظرفیت خازنی را نشان می‌دهد. برای تولید ولتاژ ۵+ و ۵- ولت از دو دیود زener KA7805 و KA7905 استفاده شد. جنس صفحات خازنی آلومینیوم با ضخامت ۱ و ابعاد ۵۰×۶۰ میلی‌متر است. فاصله بین صفحات ۳۰ میلی‌متر انتخاب شد تا امکان قرارگیری یک تخم‌مرغ در میان آن میسر شود. واحد تولیدکننده موج

ولتی با بسامد ۱۲۰ مگاهرتز و یک خازن صفحه - موازی مستطیلی استفاده کردند و ظرفیت خازن (D_C) و ولتاژ (D_V) را به دست آوردند. نتایج، تفاوت معنی‌داری از نسبت D_C/D_V را در طول دوره انبارداری نشان داد. این پارامتر با همه شاخص‌های کیفی تخم‌مرغ (ارتفاع سلول هوایی، ارتفاع آلبومین و ...) رابطه خوبی داشت (Ragni et al., 2006).



شکل ۱- اندازه‌گیری پارامترهای دی‌الکتریک تخم‌مرغ با استفاده از خازن صفحه تخت موازی (Ragni et al., 2006)

در پژوهشی با استفاده از روش واکنش زنجیره‌ای پلیمرز^۱ (PCR) به تشخیص موفقیت‌آمیز جنسیت جوجه‌ها پرداخته شد. ابتدا نمونه‌ای از سلول‌های ژنتیکی موسوم به بلاستودرم^۲ که حاوی DNA جوجه‌ها هستند، گرفته شد. سپس DNA این سلول‌ها استخراج گردید تا الگوی ژنتیکی آن‌ها شناسایی شود. چون DNA جوجه‌های جنس نر دارای الگوی ZZ و DNA جوجه‌های ماده به‌صورت ZW است؛ در این پژوهش تعیین جنسیت جوجه‌ها با استفاده از این تفاوت ژنتیکی انجام شد. اگرچه روشی دقیق ارزیابی شده است، اما دارای ظرفیتی بسیار کم و مستلزم صرف هزینه فراوان است. همچنین این روش نیازمند حجم بالایی از سلول‌های DNA است (که با شکسته شدن پوسته تخم‌مرغ به دست می‌آید) که ممکن است به سلامت جوجه لطمه بزند؛ به همین دلیل معمولاً از این روش به‌عنوان مرجع صحت‌سنجی سایر روش‌ها استفاده می‌شود و در حال حاضر کاربرد صنعتی ندارد (Clinton et al., 2001). از روش آنالیز منحنی ذوب MCA^۳ نیز برای تشخیص جنسیت جوجه مرغ و نوعی

1- Polymerase Chain Reaction (PCR)

2- Blastoderm

3- Melting Curve Analysis (MCA)

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 شبکه انتخاب می کند.

طبقه بندی های هوشمند

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 دارند. ویژگی های یک طبقه بندی مناسب عبارتند از: کاهش زمان طبقه بندی، حذف داده های نویزدار و انتخاب بهترین ویژگی ها از بین داده ها (Hall, 1999). در این پژوهش از طبقه بندی های شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان استفاده شد.

شبکه عصبی مصنوعی ANN

شبکه های عصبی، یکی از زیرشاخه های هوش مصنوعی و از جمله روش های یادگیری ماشین هستند. از پرکاربردترین شبکه های عصبی که در طبقه بندی و تقریب استفاده می شوند، شبکه MLP^۲ است (Ahmadi & Golian, 2010; Hall, 1999). این شبکه از نوع شبکه های عصبی پیشرو است 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 پژوهش، برای مینیمم کردن خطای شبکه عصبی از فلوجارت GDM با ثابت مومنتوم ۰/۲ استفاده شد (Banakar & Azeem 2011; Khazaei et al., 2013). تعداد لایه های مخفی و نرون های آن نیز با سعی و خطا به دست آمد.

ماشین بردار پشتیبان SVM

SVM از جمله روش های دسته بندی یادگیری با ناظر^۳ است. از این روش برای دسته بندی داده های خطی و غیرخطی استفاده می شود. در این فلوجارت از یک نگاشت غیرخطی^۴ برای انتقال داده های اصلی به ابعاد بالاتر^۵

سینوسی توانایی تولید ۱۹۲ موج در ثانیه را در محدوده 40KHz تا 20MHz دارد. تغییر امواج را میکروکنترلر انجام می دهد. امواج ایجاد شده به سنسور خازنی فرستاده می شود. ولتاژ خروجی از سنسور به آی سی AD8302 برای اندازه گیری اختلاف فاز و میزان میرایی فرستاده می شود تا با موج اولیه مورد مقایسه قرار گیرد. سامانه طراحی شده می تواند اختلاف فاز بین ۰° تا ۱۸۰° و میرایی از -۳۰dB تا +۳۰dB را به ترتیب با مقیاس ۱۰° و $\frac{mV}{dB} = 30$ اندازه گیری کرده و خروجی را به صورت ولتاژ الکتریکی در دو قالب اختلاف فاز و میرایی به واحد ADC میکروکنترلر ارسال کند. در نهایت ضریب دی الکتریک و ضریب اتلاف، از معادلات (۱) و (۲) به دست می آید (Trabelsi & Nelson, 2006).

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

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

در این معادلات C سرعت نور برحسب (m/s)، f بسامد موج برحسب هرتز، d ضخامت لایه ای از مواد برحسب متر، ΔA میرایی برحسب دسی بل و $\Delta\varphi$ تغییر فاز برحسب درجه است. پس از داده گیری، داده های مربوط به ضریب دی الکتریک و ضریب اتلاف توسط پورت سریال به کامپیوتر فرستاده و در اکسل ذخیره می شوند تا توسط نرم افزار Weka تحلیل شوند. این نرم افزار مجموعه ای از فلوجارت یادگیری ماشین و پیش پردازش داده ها است و به گونه ای طراحی شده است که می تواند به سرعت، روش های موجود را به صورت انعطاف پذیری روی مجموعه های جدید داده، آزمایش کرد.

انتخاب ویژگی

خروجی تولید شده توسط دستگاه ۳۸۴ داده است که شامل ضریب دی الکتریک و ضریب اتلاف در بازه بسامدی 40KHz تا 20MHz هستند. برای انتخاب بهترین داده ها از فلوجارت^۱ CFS^۱ نرم افزار Weka استفاده شد (Hall et al., 2009; Mollazade Omid & Arefi, 2012). فلوجارت انطباق منحنی سطح و یا حجم بر روی داده های آموزش یافته است (Ghazizadeh Ahsae Yazdi & Naghibzadeh, 2011) این فلوجارت با یک استراتژی

2- Multilayer perceptron

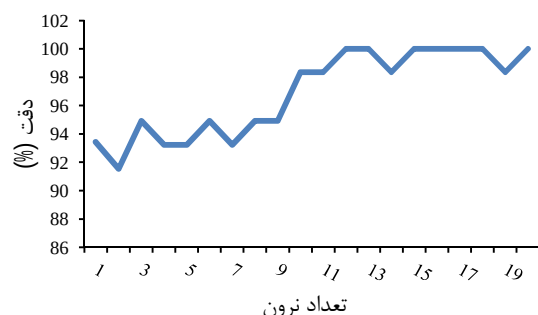
3- Supervised learning

4- Nonlinear mapping

5- Higher dimension

1- Curve Fitting Space (CFS)

طبقه‌بندها بود. سپس شبکه عصبی با ساختارهای مختلف با روش سعی و خطا گردید. همان‌طور که در شکل ۳ نشان داده شده شبکه عصبی با یک‌لایه مخفی و ۱۲ نرون دارای بیشترین دقت است.



شکل ۳- دقت شبکه عصبی با تعداد نرون مختلف در لایه پنهان

جدول ۱ نشان داد شبکه عصبی از ۵۰٪ داده‌ها (۶۰ نمونه) برای آموزش ۵۰٪ خود برای آزمون شبکه استفاده کرد. در نهایت شبکه با دقت ۱۰۰٪ توانست ۱۰ تخم‌مرغ بدون نطفه و ۴۹ تخم‌مرغ نطفه‌دار را به درستی تشخیص دهد.

همان‌طور که جدول ۲ نشان می‌دهد از بین توابع استفاده شده برای ماشین‌بردار پشتیبان، تابع PUK دارای بیشترین دقت بود. این تابع توانست با دقت ۱۰۰٪ توانست ۱۰ تخم‌مرغ بدون نطفه و ۴۹ تخم‌مرغ نطفه‌دار را به درستی تشخیص دهد.

جدول ۱ و ۲ نشان داد با استفاده از ضرایب دی‌الکترونیک و طبقه‌بندهای مختلف می‌توان تخم‌مرغ‌های نطفه‌دار را تشخیص داد. در پژوهشی، از ماشین‌بینایی و طبقه‌بندهای شبکه عصبی و ماشین‌بردار پشتیبان با توابع مختلف kernel برای تفکیک تخم‌مرغ‌های نطفه‌دار از بی‌نطفه قبل از دوره انکوباسیون استفاده شد. بلافاصله پس از گذاشتن تخم در دستگاه انکوباتور و فراهم شدن شرایط برای رشد و نمو جنین لایه‌های سلولی به سه لایه تقسیم می‌گردد. این سه لایه دارای مواد مورد نیاز برای رشد اندام‌ها و دستگاه‌های مختلف بدن هستند؛ به طوری که در ۲۴ ساعت اولیه سر جنین قابل رؤیت می‌باشد. در روز دوم قلب، تقسیمات اولیه مغز، چشم‌ها، سوراخ گوش و دم شروع به تشکیل شدن می‌نمایند (Austic & Nesheim, 1990). در طول مراحل رشد جنین انواع مواد مغذی

استفاده می‌گردد. سپس از این بعد جدید برای جداسازی کلاس‌ها با ابر صفحه^۱ برای ایجاد بیشترین حاشیه اطمینان و کمترین خطا بین دو کلاس استفاده می‌شود (Han & Kamber, 2001).

در این پژوهش از SVM با توابع مختلف Kernel از جمله PolyKernel و Normalized PolyKernel (Soltani & Üstün, 2015; Zhao et al., 2010) و PUK^۲ استفاده شد. (Melssen, & Buydens, 2006)



شکل ۲- سامانه و برد الکترونیکی اندازه‌گیری ضریب دی‌الکترونیک

تحلیل آماری

برای ارزیابی طبقه‌بندهای ذکر شده و انتخاب بهترین طبقه‌بند از ضریب کاپا کوهن^۳ و دقت^۴ مطابق معادلات (۳) و (۴) استفاده شد (Cohen, 1960; Tests, 1978). ضریب کاپا کوهن میزان توافق بین دو اندازه‌گیری برای طبقه‌بندی موارد مشابه است. 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 (Congalton, 1991; Olsson Drasgow & Dorans, 1982).

$$K = \frac{\Pr(a) - \Pr(e)}{1 - \Pr(e)} \quad (3)$$

که در آن $\Pr(a)$ قرارداد نسبی مشاهده شده بین ارزیاب‌ها و $\Pr(e)$ احتمال فرضی شرایط شانس است.

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{No. correct decisions}}{\text{No. cases}} \quad (4)$$

کلاس صحیح
دقت = کل کلاس

نتایج

از بین ۳۸۴ ولتاژ ۲۴ ولتاژ با استفاده از فلوچارت CFS انتخاب شد که دارای بیشترین اطلاعات برای ورودی

1- Hyper plane

2- Pearson VII function-based universal kernel

3- Cohen's kappa coefficient

4- Accuracy

تخم مرغ از قبیل انواع آمینواسیدها، پروتئین، ویتامین، آب و سایر مواد موجود در تخم توسط جنین شروع به مصرف می شود. این در حالی است که تخم مرغ بدون نطفه تنها مقداری از رطوبت خود را از دست داده و سایر مواد مغذی تخم مرغ بدون تغییر باقیمانده است. از دیگر سو این عناصر، موادی قطبی هستند، و تغییرات این مواد باعث تغییرات ضرایب دی الکتریک و عامل تشخیص تخم مرغ با نطفه از بی نطفه در روز سوم می شود.

جدول ۱- تشخیص تخم مرغ نطفه دار از بی نطفه با استفاده از شبکه عصبی

ماتریس اغتشاش شبکه عصبی				
Percentage split=50%	نطفه دار	بی نطفه	دقت (%)	ضریب کاپا
نطفه دار	۴۹	۰	۱۰۰	۱
بی نطفه	۰	۱۰		

جدول ۲- تشخیص تخم مرغ نطفه دار از بی نطفه با استفاده از ماشین بردار پشتیبان

ماتریس اغتشاش ماشین بردار پشتیبان				
Percentage split=50%	نطفه دار	بی نطفه	دقت (%)	ضریب کاپا
کرنل چندگانه	نطفه دار	۴۹	۰	۸۳
	بی نطفه	۱۰	۰	۰
کرنل چندگانه نرمالایز شده	نطفه دار	۴۹	۰	۸۳
	بی نطفه	۱۰	۰	۰
PUK	نطفه دار	۴۹	۰	۱۰۰
	بی نطفه	۰	۱۰	۱

نتیجه گیری

در این پژوهش، با استفاده از ضرایب دی الکتریک و اتلاف، تلاش شد تخم مرغ های نطفه دار از بی نطفه در دوران انکوباسیون شناسایی و جدا شوند. جدا کردن به موقع این تخم مرغ ها موجب کاهش فضای دستگاه، افزایش راندمان و کاهش آلودگی دستگاه انکوباتور می شود. در نهایت پس از تحلیل داده ها مشخص شد دستگاه طراحی شده قادر به شناسایی کامل تخم مرغ های نطفه دار از بی نطفه در روز سوم دوره انکوباسیون با استفاده از طبقه بندی های هوشمند شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان با دقت ۱۰۰٪ می باشد. اگر بتوان با افزایش دامنه بسامدی دستگاه امکان تشخیص تخم مرغ های نطفه دار در روز اول و یا قبل از دوره انکوباسیون را عملی کرد، می توان در کاهش هزینه ها و صرفه جویی در این صنعت کمک فراوان کرد.

منابع

- through Artificial Neural Network. Poultry science, 89(1): 173-79.
- Austic, R. E. and Malden C. N. 1990. Poultry Production. Lea & Febiger.
- Banakar, A. and Azeem M.F. 2011. Parameter Identification of TSK Neuro-Fuzzy Models. Fuzzy Sets and Systems, 179(1): 62-82.
- Chen, C. C. Liu, Y. S. Cheng, C. C. Wang, C. L. Liao, M. H. Tseng, C. N., and Chang, H. W. 2012. High-Throughput Sex Identification by Melting Curve Analysis in Blue-Breasted Quail and Chicken. Theriogenology, 77: 1951-58.
- Clinton, M. Haines, L. Belloir, B. and McBride, D. 2001. Sexing Chick Embryos: A Rapid and Simple Protocol. Sci Br Poult, 42: 134-38.
- Cohen, J. 1960. A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. Educational and psychological measurement, 20(1): 37-46.
- Congalton, R. G. 1991. A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data. Remote sensing of environment, 37(1): 35-46.
- Deeming, D. C. and Mark, W. J. F. 1991. Egg Incubation: Its Effects on Embryonic Development in Birds and Reptiles. Cambridge University Press.
- Ahmadi, H. and Golian, A. 2010. Growth Analysis of Chickens Fed Diets Varying in the Percentage of Metabolizable Energy Provided by Protein, Fat, and Carbohydrate

- Giunchi, A. and Guarnieri, A. 2006. Predicting Quality Parameters of Shell Eggs Using a Simple Technique Based on the Dielectric Properties. *Biosystems Engineering*, 94: 255-62.
22. Smith, D. P. Lawrence, K. C. and Heitschmidt, G. W. 2008. Fertility and Embryo Development of Broiler Hatching Eggs Evaluated with a Hyperspectral Imaging and Predictive Modeling System. *International Journal of Poultry Science*, 7(10): 1001-4.
23. Soltani, M. and Omid, M. 2015. Detection of Poultry Egg Freshness by Dielectric Spectroscopy and Machine Learning Techniques. *LWT-Food Science and Technology*, 62(2): 1034-42.
24. Tests, D. 1978. Basic Principles of ROC Analysis. *VIII*(4).
25. Trabelsi, S. and Nelson, S. O. 2006. Nondestructive Sensing of Bulk Density and Moisture Content in Shelled Peanuts from Microwave Permittivity Measurements. *Food control*, 17(4): 304-11.
26. Üstün, B. Melssen, W. J. and Buydens, L. M. C. 2006. Facilitating the Application of Support Vector Regression by Using a Universal Pearson VII Function Based Kernel. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 81(1): 29-40.
27. Zhao, J. Chen, Q. Huang, X. Sun, Z. and Zhou, F. 2010. Identification of Egg's Freshness Using NIR and Support Vector Data Description. *Journal of food Engineering*, 98(4): 408-14.
9. Ahsaee, M. G. Yazdi, H. S. and Naghibzadeh, M. 2011. Curve Fitting Space for Classification. *Neural Computing and Applications*, 20: 273-85.
10. Hall, M. 1999. Correlation-Based Feature Selection for Machine Learning. PhD Diss. Univ. Waikato.
11. Hall, M. Frank, E. Holmes, G. Pfahringer, B. Reutemann, P. and Witten, I. H. 2009. The WEKA Data Mining Software: An Update. *ACM SIGKDD explorations newsletter*, 11(1): 10-18.
12. Han, J. and Kamber, J. 2001. *Data Mining: Concepts and Techniques*. United States of America: Morgan Kauff mann Publishers, 408 p.
13. Kemps, B. J. Bamelis, F. R. Mertens, K. Decuypere, E. M. DeBaerdemaeker, J. G. and DeKetelaere, B. 2010. Assessment of Embryonic Growth in Chicken Eggs by Means of Visible Transmission Spectroscopy. *Biotechnology Progress*, 26: 512-16.
14. Kemps, B. J. DeKetelaere, B. Bamelis, F. R. Decuypere, E. M. and DeBaerdemaeker, J. G. 2003. Vibration Analysis on Incubating Eggs and Its Relation to Embryonic Development. *Biotechnology progress*, 19(3): 1022-25.
15. Khazaei, N. B. Tavakoli, T. Ghassemian, H. Khoshtaghaza, M. H. and Banakar, A. 2013. Applied Machine Vision and Artificial Neural Network for Modeling and Controlling of the Grape Drying Process. *Computers and electronics in agriculture*, 98: 205-13.
16. Lawrence, K. Smith, D. P. Windham, W. R. Heitschmidt, G. W. and Park, B. 2006. Egg Embryo Development Detection with Hyperspectral Imaging. *International Journal of Poultry Science*, 5(10): 964-69.
17. Lin, C. S. Yeh, P. T. Chen, D. C. Chiou, Y. C. and Lee, C. H. 2013. The Identification and Filtering of Fertilized Eggs with a Thermal Imaging System. *Computers and Electronics in Agriculture*, 91: 94-105.
18. Liu, L. and Ngadi, M. O. 2013. Detecting Fertility and Early Embryo Development of Chicken Eggs Using Near-Infrared Hyperspectral Imaging. *Food and Bioprocess Technology*, 6: 2503-13.
19. Mollazade, K. Omid, M. and Arefi, A. 2012. Comparing Data Mining Classifiers for Grading Raisins Based on Visual Features. *Computers and Electronics in Agriculture*, 84: 124-31.
20. Olsson, U. Drasgow, F. and Dorans, N. J. 1982. The Polyserial Correlation Coefficient. *Psychometrika*, 47(3): 337-47.
21. Ragni, L. Gradari, P. Berardinelli, A.