تحقیقات مهندسی صنایع غذایی/جلد ۲۰/ شماره ۷۰/بهار و تابستان ۱۴۰۰/ص ۱۹۴-۱۸۳
سایت مجله: https://fooder.areeo.ac.ir

نوع مقاله: علمی-پژوهشی

ارزیابی معماری‌های مختلف شبکهٔ یادگیری عمیق در تشخیص تازگی تخم‌مرغ بر اساس سیگنال‌های صدا

مجید لشگری[1*]، حامد توکلی[1]، رضا محمدی‌گل[1] و ولی‌اله لطفی[2]

۱- استادیار گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی و محیط زیست، دانشگاه اراک، اراک، ایران
۲- ارشناسی ارشد گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی و محیط زیست، دانشگاه اراک اراک، ایران
تاریخ دریافت:۹۸/۱۲/۳ ؛ تاریخ پذیرش:۹۹/۵/۱۰

چکیده

امنیت مواد غذایی که به‌طور مستقیم با سلامت افراد جامعه در ارتباط است همواره مورد توجه تمامی کشورها بوده است. با توجه به اینکه تخم‌مرغ در بسیاری از صنایع غذایی مصرف می‌شود و در برنامه غذایی روزانه بسیاری از مردم نیز قرار دارد، تشخیص تازگی آن نیز اهمیت بالایی خواهد داشت . در این تحقیق، قابلیت سامانه آکوستیک به‌عنوان روشی غیرمخرب برای تشخیص تازگی تخم‌مرغ بررسی شده است. نمونه‌ها در دمای محیط به مدت ۱، ٤، ۷، ۱۰، ۱۳ و ۱٦ روز نگهداری شدند. پس از داده‌برداری، تمامی سیگنال‌های صدا با استفاده از طیف اسپکتروگرام به تصویر تبدیل شدند. در این تحقیق با استفاده از آزمون مخرب و با در نظر گرفتن دو معیار واحدِ هاو و ارتفاع کیسهٔ هوا، میزان تازگی نمونه‌ها ارزیابی شد. نتایج آزمون مخرب نشان داد که تمامی نمونه‌های مربوط به روزهای ۱٦و ۱۳ و همچنین ۸۰ درصد نمونه‌های مربوط به روز ۱۰ با افت کیفیت همراه بوده‌اند که از نظر معیار درجه‌بندی، جزو گروه غیرتازه و به عبارتی بی‌کیفیت به شمار می‌آیند. بنابراین، نمونه‌ها به دو گروه تازه (روزهای ۱، ٤ و ۷) و غیرتازه (روزهای ۱۰، ۱۳ و ۱٦) تقسیم شدند. از چهار شبکهٔ یادگیری عمیق از پیش‌آموزش‌دیده AlexNet، VGGNet، GoogLeNet و ResNet در این تحقیق استفاده شد. در بین این شبکه‌ها، شبکهٔ ResNet با میانگین دقت طبقه‌بندی ۷۱/۵ درصد بهترین دقت را داشته است.

واژه‌های کلیدی

آکوستیک، تازگی، شبکهٔ عصبی کانولوشن، طبقه‌بندی

مقدمه

تخم‌مرغ ماده غذایی ارزان و کامل حاوی پروتئین و انواع ویتامین‌هاست که از دیرباز در برنامهٔ غذایی بسیاری از مردم دنیا قرار داشته است. بنابراین، ناسالم بودن آن می‌تواند سلامت افراد زیادی را به مخاطره اندازد. با توجه به اینکه تخم‌مرغ ماده‌ای به شدت فسادپذیر است و معمولاً در شرایط نامناسبی نیز نگهداری می‌شود، اطمینان‌داشتن از کیفیت درونی آن همواره مورد توجه مصرف‌کنندگان بوده است (Lin *et al.*, 2011; Omid *et al.*, 2013).

* نگارنده مسئول: Email: m-lashgari@araku.ac.ir
http://doi: 10.22092/fooder.2020.341923.1258
© 2021,The Author(s). Published by Agricultural Engineering Research Institute. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

عواملی مانند دما، رطوبت نسبی و زمان نگهداری در کیفیت درونی تخم‌مرغ موثر هستند (Aboonajmi & Najafabadi, 2012). اگر تخم‌مرغ در شرایط نامناسب دما و رطوبت و به مدت طولانی نگهداری شود، اجزای داخلی آن از جمله سفیده و زرده دچار تغییر خواهند شد. تغییرات سفیدهٔ تخم‌مرغ بیشترین نقش را در کیفیت داخلی آن دارد (Karoui *et al.*, 2006). بخشی از سفیدهٔ تخم‌مرغ که مستقیماً به زرده چسبیده و آن را احاطه کرده است سفیدهٔ ضخیم[1] نام دارد. نازک شدن سفیدهٔ ضخیم تخم‌مرغ یکی از نشانه‌های کاهش کیفیت آن به‌شمار می‌آید (Aboonajmi & Najafabadi, 2012). روشی که معمولاً برای تعیین ضخامت سفیدهٔ ضخیم تخم‌مرغ و در واقع تعیین تازگی آن به کار گرفته می‌شود به واحدِ هاو[2] موسوم است (Raji *et al.*, 2009). این روش مخرب را که در سال ۱۹۳۷ هاو پیشنهاد کرد در تحقیقات بسیاری به عنوان معیاری برای تشخیص تازگی تخم‌مرغ به‌کار می‌رود (Lin *et al.*, 2011; Suktanarak & Teerachaichayut, 2017).

چون تازگی تخم‌مرغ یکی از معیارهای مهم برای تعیین کیفیت درونی این ماده غذایی است (Karoui *et al.*, 2006)، بررسی کیفیت درونی تخم‌مرغ‌ها و تفکیک تخم‌مرغ سالم و ناسالم بسیار بااهمیت است. به طور سنتی تازگی تخم‌مرغ با استفاده از روش نورآزمایی[3] تشخیص داده می‌شود (Ragni *et al.*, 2007). در این روش، شخص خبره در فضای نیمه‌تاریک با قرار دادن یکایک تخم‌مرغ‌ها در مقابل منبع نور قوی آنها را با چشم بازرس می‌کند. معایبی که می‌توان برای این روش برشمرد عبارت‌اند از: نیاز به افراد خبره، سرعت پایین، امکان بروز خطای انسانی در حین بازرسی در اثر خستگی، و نداشتن قابلیت استفاده از آن در خطوط درجه‌بندی و بسته‌بندی. از این رو، توسعهٔ شیوه‌های غیرمخرب ماشینی برای ارزیابی کیفی تخم‌مرغ برای صنعت طیور اهمیت اقتصادی بسزایی دارد. روش‌هایی که قادر باشند با دقت و سرعت بالا کیفیت درونی تخم‌مرغ‌ها را ارزیابی کنند و قابلیت استفاده در خطوط درجه‌بندی را داشته باشند طی سالیان اخیر مورد توجه محققان بوده است. محققان در این خصوص از روش‌هایی مانند طیف‌سنجی مادون قرمز نزدیک[4] (Zhao *et al.*, 2010)، طیف‌سنجی مرئی (Liu *et al.*, 2007)، طیف‌سنجی رزونانس مغناطیسی هسته[5] (Kemps *et al.*, 2007)، طیف‌سنجی فلورسانس[6] (Karoui *et al.*, 2008)، ماشین بویایی[7] (Yongwei *et al.*, 2009)، خواص دی‌الکتریک (Ragni *et al.*, 2007)، آلتراسونیک (Aboonajmi *et al.*, 2010) و تصویربرداری فراطیفی[8] (Zhang *et al.*, 2015) استفاده کرده‌اند.

روش‌های آکوستیکی غیرمخرب، سریع و دقیق هستند که قابلیت استفاده به صورت برخط را نیز دارند و تاکنون برای ارزیابی کیفی انواع محصولات کشاورزی به‌کار گرفته شده‌اند (Zhang *et al.*, 2014). در پاره‌ای تحقیقات از روش‌های مختلف یادگیری ماشین از جمله شبکهٔ عصبی مصنوعی (Pan *et al.*, 2010)، ماشین بردار پشتیبان (Xiong, 2011) و نزدیک‌ترین همسایه (Lin *et al.*, 2009) استفاده شده است. یادگیری عمیق نیز یکی از

1- Thick Albumen
2- Haugh Unit (HU
3- Candling
4- NIR Spectroscopy
5- NMR Spectroscopy
6- Front-Face Fluorescence Spectroscopy
7- Electronic Nose
8- Hyperspectral Imaging

روش‌های نوین یادگیری ماشین است که در سالیان اخیر در حوزهٔ ماشین بینایی و پردازش تصویر کاربرد فراوانی داشته است. از این روش در حل مسائل طبقه‌بندی در حوزهٔ کشاورزی نیز استفاده شده است (Kamilaris & Prenafeta-Boldu´, 2018).

شبکهٔ عصبی کانولوشن[1] (CNN) نوعی از شبکهٔ عصبی چند لایه محسوب می‌شود و یکی از مهم‌ترین روش‌های یادگیری عمیق است که لایه‌های متعدد در آن به شیوه‌ای جدید و قدرتمند آموزش می‌بینند (Guo *et al.*, 2016). این شبکه‌ها که برای داده‌های دو بعدی مانند تصویر طراحی شده‌اند، دارای لایه‌های مختلف کانولوشن، ادغام[2] و کاملا متصل[3] هستند. در شبکهٔ عصبی معمولی، ورودی در قالب یک بردار است که از تعدادی لایهٔ مخفی دارای تعدادی نرون عبور می‌کند و خروجی که نتیجهٔ پردازش لایه‌های مخفی است در لایه خروجی ظاهر می‌شود. چنین ساختاری برای تصاویر که حاوی پیکسل‌های زیاد هستند پیچیده و محاسبات آن نیز زمان‌بر می‌شود. امروزه شبکه‌های عصبی کانولوشن مختلفی طراحی شده‌اند که چهار معماری متداول آنها عبارت‌اند از: AlexNet، VGGNet، GoogLeNet و ResNet. ساختار این چهار معماری در جدول ۱ آورده شده است.

جدول ۱- ساختار شبکه‌های مختلف

Table 1- Configuration of different networks

شبکه Network	سال ارائه Submitted Year	ساختار Configuration	منبع Reference
AlexNet	2012	۵ لایه کانولوشن + ۳ لایه کاملاً متصل	(Krizhevsky *et al.*, 2012)
VGGNet	2014	۱۵-۱۳ لایه کانولوشن + ۳ لایه کاملاً متصل	(Simonyan & Zisserman, 2014)
GoogLeNet	2014	۲۱ لایه کانولوشن + ۱ لایه کاملاً متصل	(Szegedy *et al.*, 2015)
ResNet	2015	۱۵۱ لایه کانولوشن + ۱ لایه کاملاً متصل	(He *et al.*, 2016)

استفاده از پتانسیل روش آکوستیکی به عنوان روشی ساده و ارزان در درجه‌بندی کیفی تخم‌مرغ هدف این تحقیق بوده است. همچنین در این تحقیق تلاش بر این است که از روش یادگیری عمیق در تشخیص تازگی تخم‌مرغ بهره گرفته شود. به همین منظور، معماری‌های مختلف شبکهٔ یادگیری عمیق در تشخیص تازگی تخم‌مرغ ارزیابی می‌شوند.

مواد و روش‌ها

انتخاب نمونه‌ها

تخم‌مرغ مورد نیاز در این پژوهش از یکی از مرغداری‌های صنعتی حومه شهر اراک تهیه شد. پس از انتقال آنها به آزمایشگاه، تخم‌مرغ‌های با شکل طبیعی، دارای پوستهٔ صدفی یکنواخت و عاری از آلودگی انتخاب شدند. یکایک تخم‌مرغ‌ها از نظر

1- Convolutional Neural Network (CNN)
2- Pooling
3- Fully Connected

شکستگی پوسته با استفاده از روش نورآزمایی بررسی شدند. در انتها ۲۱۰ تخم‌مرغ کاملاً سالم و فاقد هرگونه ناهنجاری به‌عنوان نمونه‌های آزمایشی انتخاب شد. میانگین وزنی نمونه‌های انتخاب شده برابر ۶۴/۷۷ گرم با انحراف معیار ۴/۵۶ به‌دست آمد.

نمونه‌های آزمایشی به هفت گروه ۳۰ عددی تقسیم شدند. نمونه‌ها در دمای محیط به مدت ۱، ۴، ۷، ۱۰، ۱۳ و ۱۶ روز نگهداری شدند. تعداد روزهای نگهداری انتخاب شده تقریبا مشابه با تعداد روزهای انتخاب شده در دیگر تحقیقات (Ragni *et al.*, 2010; Lin *et al.*, 2011; Suktanarak & Teerachaichayut, 2017) است. برای این منظور، دو گروه ۳۰ عددی برای روز اول و برای دیگر روزها نیز یک گروه ۳۰ عددی در نظر گرفته شد.

ارزیابی تازگی نمونه‌ها

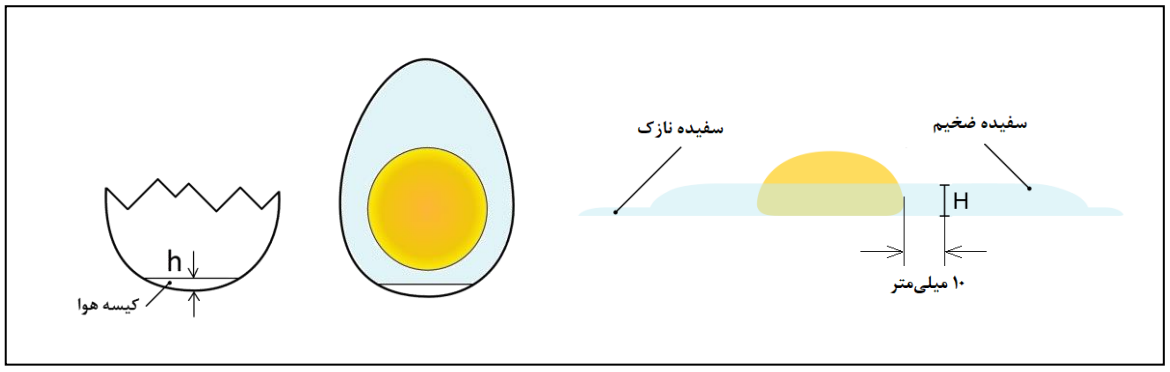
یکی از معیارهای تشخیص تازگی تخم‌مرغ که در اغلب تحقیقات از آن استفاده می‌شود واحدِ هاو نام دارد. بزرگ‌تر بودن واحدِ هاو به منزله تازه‌تر بودن تخم‌مرغ است. برای تعیین واحدِ هاو، ابتدا هر یک از نمونه‌ها روی یک سطح شیشه‌ای کاملاً تراز شکسته و ضخامت سه نقطه متفاوت از سفیدهٔ ضخیم آنها با استفاده از یک دستگاه کولیس دیجیتال اندازه‌گیری شد. مطابق شکل ۱، این سه نقطه باید در فاصلهٔ تقریبی ۱۰ میلی‌متر نسبت به پیرامون زرده تخم‌مرغ واقع شده باشند (Ragni *et al.*, 2007). واحدِ هاو با استفاده از رابطهٔ ۱ محاسبه می‌شود:

$$HU = 100log\left[H - 5.76\left(\frac{30M^{0.37} - 100}{100}\right) + 1.9\right] \quad (۱)$$

که در آن،

H = میانگین ضخامت سه نقطه برحسب میلی‌متر؛ و

M = جرم تخم‌مرغ برحسب گرم. در این رابطه، مقدار بیشتر واحدِ هاو مترادف با تازگی بیشتر نمونه‌هاست. جرم نمونه‌ها نیز با استفاده از یک ترازوی دیجیتال با دقت ۰/۰۱ گرم اندازه‌گیری شد.



شکل ۱- محل اندازه‌گیری ضخامت سفیدهٔ ضخیم (راست) و ارتفاع کیسهٔ هوا (چپ)

Fig.1- Location of thick albumen thickness measurement (right) and air cell height (left)

در این تحقیق، معیار دیگر برای تشخیص تازگی تخم‌مرغ ارتفاع کیسهٔ هوا[1] بود. کیسهٔ هوا محفظه‌ای میان تهی بین سفیده و پوسته است که در انتهای پهن‌تر تخم مرغ تشکیل می‌شود. اندازهٔ کیسهٔ هوا در درجه‌بندی تخم‌مرغ تعیین کننده است. هر چه کیسهٔ هوا کوچک‌تر باشد، درجهٔ مرغوب‌بودن تخم‌مرغ بالاتر است. هر قدر تخم‌مرغ کهنه‌تر باشد، رطوبت و دی‌اکسیدکربن بیشتری از روزنه‌های پوسته خارج و هوا جایگزین آنها می‌شود که در نهایت کیسهٔ هوا بزرگ‌تر خواهد شد. برای تعیین

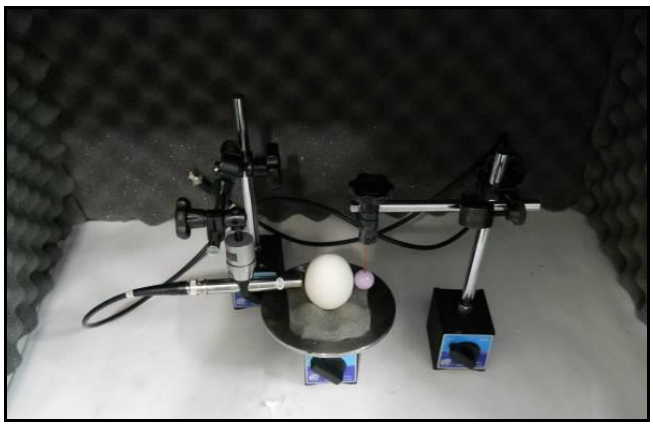
1- Air Cell Height (ACH)

ارتفاع کیسهٔ هوا، ابتدا تخم‌مرغ از وسط شکسته ومحتویات آن کاملا تخلیه شد. پس از آن پوستهٔ مربوط به قسمت پهن‌تر، حاوی کیسهٔ هوا، روی سطح صاف آغشته به موم یا گریس قرار داده شد به گونه‌ای که رویهٔ کیسهٔ هوا افقی باشد (شکل ۱). در این وضعیت، ارتفاع سه نقطه پیرامونی غشای کیسهٔ هوا و نقطهٔ میانی آن اندازه‌گیری شد که میانگین ارتفاع این چهار نقطه برحسب میلی‌متر بیانگر ارتفاع کیسهٔ هوای نمونه است (Ragni *et al.*, 2007).

پس از ثبت سیگنال‌های صدا، نمونه‌ها یکی‌یکی شکسته و واحدِ هاو و ارتفاع کیسهٔ هوای آنها ثبت شد. پیش‌تر اشاره شد که واحدِ هاو یکی از معیارهای سنجش تازگی تخم‌مرغ است و براساس آن تخم‌مرغ‌ها درجه‌بندی می‌شوند. نمونه‌هایی با واحدِ هاو بیشتر از ۷۲ درجهٔ AA، نمونه‌هایی با واحدِ هاو ۶۰ تا ۷۲ درجهٔ A، و نمونه‌های با واحدِ هاو کمتر از ۶۰ درجهٔ B داده می‌شود (Zhao *et al.*, 2010). براساس ارتفاع کیسهٔ هوا نیز درجه‌بندی دیگری وجود دارد. نمونه‌هایی که ارتفاع کیسهٔ هوای آنها کمتر یا مساوی از ۶ و بیشتر از ۶ میلی‌متر باشد، به‌ترتیب درجه A و درجه B داده می‌شود (Karoui *et al.*, 2010).

سامانهٔ آکوستیک

به منظور ثبت سیگنال‌های صدا از یک سامانه آکوستیک استفاده شد. اجزای سامانهٔ آکوستیک مورد استفاده در این پژوهش در شکل ۲ نشان داده شده‌است. در این شکل، محل استقرار نمونه‌هاو موقعیت میکروفون و ضربه‌زن نیز قابل مشاهده است. برای ایجاد ضربه از یک گوی پلاستیکی به وزن ۴/۸۵ گرم و قطر ۱۷/۵ میلی‌متر استفاده شد. گوی مذکور به انتهای یک سیم نازک به طول ۶۰ میلی‌متر متصل شد که به این ترتیب امکان نوسان همانند آونگ فراهم گردید. با توجه به اینکه آزمایش‌های پاسخ آکوستیکی از نوع غیرمخرب محسوب می‌شوند بنابراین شدت ضربه باید به گونه‌ای باشد که شکستگی در پوستهٔ صدفی تخم‌مرغ ایجاد نشود. به همین منظور سرعت گوی‌ها در زمان برخورد با سطح نمونه‌ها برابر ۱/۰۸– ۰/۵۹ متر بر ثانیه تنظیم شد که منطبق بر محدودهٔ گزارش شده در دیگر تحقیقات است (Pan *et al.*, 2011). ضربه‌ها روی قطر بزرگ تخم‌مرغ‌ها و در ناحیهٔ استوایی زده می‌شود. داده‌برداری‌ها نیز در موقعیت ۱۸۰ درجه نسبت به محل اعمال ضربه در نظر گرفته شدند.



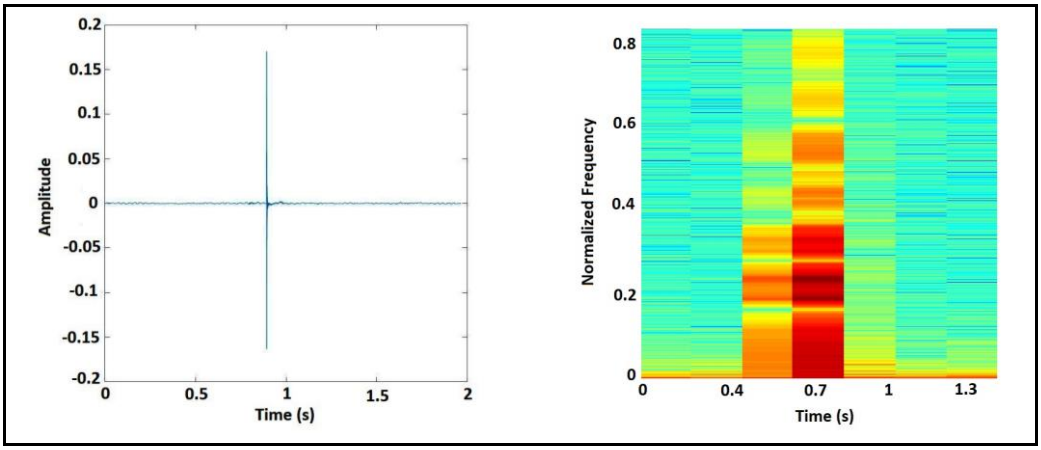
شکل ۲- اجزای سامانه آکوستیک

Fig.2- Components of acoustic system

به منظور ضبط صدای حاصل از ضربهٔ وارد شده به نمونه‌ها از یک میکروفون متراکم‌کنندهٔ از پیش قطبی شدهٔ مدل MP201 استفاده شد. همچنین یک پیش تقویت‌کنندهٔ مدل MAP231 به‌کار گرفته شد تا امپدانس را برای ورود به مبدل آنالوگ به دیجیتال کاهش دهد. سامانهٔ جمع‌آوری اطلاعات مدل MC3022 مورد استفاده در این پژوهش نسبت به تمامی فرکانس‌های صوتی دارای حساسیت یکسانی است. برای نمایش و ضبط سیگنال‌های صدا در حوزهٔ زمان از نرم‌افزار Scope V1.32 استفاده شد.

تبدیل سیگنال‌های صدا

در این تحقیق از شبکهٔ یادگیری عمیق استفاده شد. این شبکه‌ها قادر به طبقه‌بندی تصاویر هستند و بنابراین تمامی سیگنال‌های صدا به تصویر تبدیل شدند. چند روش برای این منظور وجود دارد که در این تحقیق از طیف اسپکتروگرام[1] بهره گرفته شد. اسپکتروگرام یکی از بهترین روش‌های نمایش تصویری سیگنال‌های صدا به شمار می‌آید (Deshpande *et al.*, 2001) که در سایر تحقیقات (Chamberlain *et al.*, 2016; Amiriparian *et al.*, 2017; Boddapati *et al.*, 2017) نیز استفاده شده است. نمونه‌ای از سیگنال‌های صدای ضبط شده در حوزهٔ زمان و طیف مربوط به آن در شکل ۳ نشان داده شده است.



شکل ۳- نمونهٔ سیگنال صدا در حوزهٔ زمان (چپ) و نمایش طیف آن (راست)

Fig.3- Sample audio signal in time domain (left) and its spectrum (right)

شبکهٔ عصبی کانولوشن

در تحقیقاتی که از شبکهٔ عصبی کانولوشن استفاده شده معمولا از دو روش متفاوت بهره گرفته شده است. روش اول که در آن با استفاده از یک مجموعه بزرگ داده، فرآیند آموزش طی می‌شود و روش دوم که از ساختارهای از پیش آموزش‌دیده برای استخراج ویژگی استفاده می‌گردد. در این تحقیق، مطابق روش دوم عمل شده و از چهار معماری متداول یعنی AlexNet، VGGNet، GoogLeNet و ResNet استفاده شده‌است. از ویژگی این شبکه‌ها آن است که از پیش با تعداد تصاویر بسیار زیاد آموزش دیده‌اند و قادر هستند تا ویژگی‌های فراوانی را که در خیلی از تصاویر مشترک هستند یاد گیرند و بار دیگر با تعداد تصاویر بسیار کمتر آموزش ببینند.

از مجموع ۲۱۰ دادهٔ تصویری، از ۶۵ درصد آن برای آموزش و ۱۵ درصد آن نیز به منظور اعتبارسنجی مدل آموزش دیده استفاده شد.

1- Spectrogram

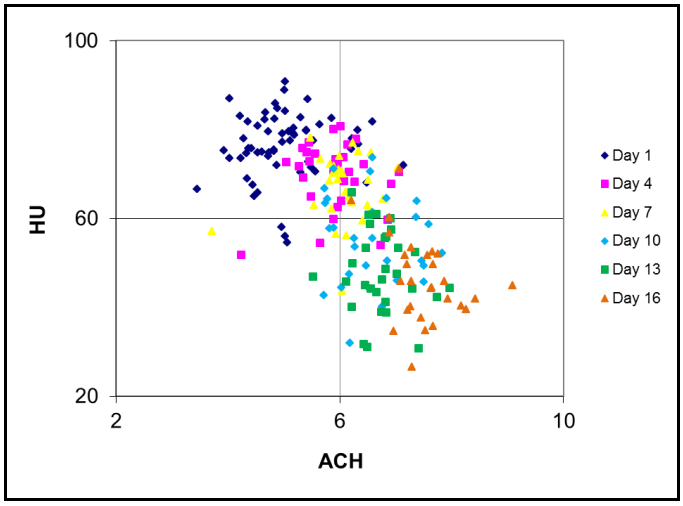
همچنین، ۲۰ درصد از داده‌ها که خارج از مجموعهٔ آموزشی بودند برای تست مدل در نظر گرفته شدند. در فرآیند آموزش، تعداد دسته[1] تصاویر ورودی ۱۰ و تعداد دورها[2] نیز ۳۰ در نظر گرفته شد. هر فرآیند ۱۰ بار تکرار و میانگین نتایج هر یک از آنها محاسبه شد.

در این تحقیق، شبکهٔ عصبی کانولوشن در محیط نرم‌افزار متلب R2018a و با استفاده از سیستمی با پردازنده مرکزی Intel CPU Core i5-6400 (2.70 GHz) و کارت آزمون گرافیکی Intel HD 530, 64-bit پیاده‌سازی شد.

نتایج و بحث

نتایج آزمون مخرب

در شکل ۴ داده‌های حاصل از آزمون مخرب به تفکیک روزهای نگهداری نشان داده شده‌اند. مطابق این نتایج، تمامی نمونه‌های مربوط به روزهای ۱۶ و ۱۳ و همچنین ۸۰ درصد نمونه‌های مربوط به روز دهم درجهٔ B گرفتند که از نظر معیار درجه‌بندی، جز گروه غیرتازه[3] یا به عبارتی بی‌کیفیت به شمار می‌آیند (Zhao *et al.*, 2010). بنابراین، به منظور طبقه‌بندی تخم‌مرغ‌ها، نمونه‌ها به دو گروه تازه (روزهای ۱، ۴ و ۷) و غیرتازه (روزهای ۱۰، ۱۳ و ۱۶) تقسیم شدند.



شکل ٤- نتایج ارزیابی تازگی نمونه‌ها با استفاده از آزمون مخرب

Fig.4- Results of samples freshness evaluation using destructive test

نتایج طبقه‌بندی

نتایج طبقه‌بندی دو گروه تخم‌مرغ تازه و غیرتازه با استفاده از شبکه‌های از پیش‌آموزش‌دیده در جدول **۲** آورده شده است. همان‌گونه که مشخص است شبکهٔ ResNet بالاترین دقت طبقه‌بندی را به‌دست داده است. اگرچه شبکهٔ VGGNet بیشترین دقت اعتبارسنجی را دارد اما دقت طبقه‌بندی آن در بین چهار شبکهٔ مورد استفاده در این تحقیق در رتبهٔ آخر قرار گرفته است. شبکهٔ ResNet با ۱۵۲ لایه در مقایسه با سه شبکهٔ دیگر که حداکثر دارای ۲۲ لایه هستند، یکی از عمیق‌ترین شبکه‌ها به شمار می‌آید و یکی از دلایل کسب بالاترین دقت طبقه‌بندی در این تحقیق نیز ناشی از همین موضوع است (Boddapati *et al.*, 2017; Guo *et al.*, 2016).

1- Batch
2- Epoch
3- Unfresh

ضروری است دقت طبقه‌بندی ارتقا یابد اما با توجه به اینکه تعداد نمونه‌ها در این تحقیق تا اندازه‌ای کم بودند، ممکن است با افزایش آنها، نتایج بهتری نیز حاصل شود. از طرف دیگر نیز با توجه به شکل ۴، دو گروه در نظر گرفته شده در این تحقیق دارای هم‌پوشانی هستند بدین معنا که نمونه‌های مربوط به روزهای ۷ و ۱۰ در هر دو دسته قرار دارند. اگر اختلاف بین گروه‌ها بیشتر باشد، دقت نتایج نیز بالاتر خواهد بود (Yalcin, 2017).

در تحقیقی(Zhao *et al.*, 2010)، دقت طبقه‌بندی تخم‌مرغ‌ها براساس تازگی با استفاده از طیف‌سنجی مادون قرمز نزدیک و شبکهٔ عصبی معمولی، ۷۳/۳ درصد اما در تحقیقات دیگر دقت طبقه‌بندی بالاتری گزارش شده است. زمان نگهداری نمونه‌های مورد استفاده در برخی از این تحقیقات طولانی، به‌طور مثال تا چهار هفته (Yongwei *et al.*, 2009) و شش هفته (Dutta *et al.*, 2003; Zhang *et al.*, 2015) بوده است. یقیناً نگهداری طولانی مدت باعث افت شدید کیفیت نمونه‌ها و به دنبال آن افزایش اختلاف بین گروه‌ها می‌شود که منجر به بالارفتن دقت طبقه‌بندی خواهد شد.

جدول ۲- نتایج طبقه‌بندی شبکه‌های مختلف

Table 2- Classification results of different networks

شبکه Network	دقت طبقه‌بندی (درصد) Classification accuracy (%)	دقت اعتبارسنجی (درصد) Validation accuracy (%)	زمان آموزش (ثانیه بر دور) Training time (s/epoch)	زمان طبقه‌بندی (ثانیه بر تصویر) Classification time (s/image)
AlexNet	69.65 (5.60)	68.39 (7.26)	16.11 (0.20)	0.027 (0.001)
VGGNet	60.98 (8.87)	81.36 (3.88)	176.49 (10.76)	0.275 (0.015)
GoogLeNet	65.12 (8.29)	69.03 (8.89)	37.58 (0.49)	0.075 (0.003)
ResNet	71.46 (6.61)	70.00 (9.38)	94.71 (1.71)	0.143 (0.003)

اعداد داخل پرانتز نشان‌دهنده انحراف معیار است.

پیش‌تر نیز اشاره شد که از تجهیزات گوناگون و روش‌های پردازش داده متفاوتی به منظور تشخیص تازگی تخم‌مرغ بهره گرفته شده که غالباً دقت نتایج آنها در حد قابل قبولی گزارش شده است. اما علاوه بر دقت، معیارهای دیگری همچون پایداری، سرعت و به‌ویژه قیمت سیستم درجه‌بندی نیز در انتخاب روش‌ها اهمیت دارند. شاید دلیل اصلی ادامه تحقیقات در این زمینه، دستیابی به سیستمی با چنین ویژگی‌هایی باشد. بیشتر تجهیزات استفاده شده در این زمینه تقریبا گران هستند در حالی که سامانهٔ آکوستیک ارزان و فراهم کردن شرایط داده‌برداری نیز به سادگی امکان‌پذیر است. توجه به این نکته ضروری است که استفاده از سامانه‌های آکوستیکی برای تشخیص شکستگی تخم‌مرغ کاملاً تجاری‌سازی شده است. بنابراین، اگر بتوان از این سامانه‌ها به‌طور هم‌زمان برای تشخیص شکستگی پوسته و تازگی آنها بهره گرفت، مزیتی خواهد بود که در برخی از سامانه‌های دیگر وجود ندارد.

نتیجه‌گیری

با توجه به اهمیت تشخیص تازگی تخم‌مرغ، در این تحقیق عملکرد سامانه آکوستیک با استفاده از شبکهٔ عصبی کانولوشن به‌عنوان روشی غیرمخرب برای تشخیص تازگی تخم‌مرغ بررسی شد. نتایج

آزمون مخرب نشان داد که کیفیت نمونه‌ها پس از تقریباً ۷ روز نگهداری به تدریج افت می‌کند و مطابق معیارهای موجود، نمونه‌ها عملاً جز گروه بی‌کیفیت محسوب می‌شوند. نتایج طبقه‌بندی چهار شبکهٔ عمیق AlexNet، VGGNet، GoogLeNet و ResNet نشان داد که شبکهٔ ResNet بالاترین دقت طبقه‌بندی را با میانگین ۷۱/۵ درصد داراست. با افزایش تعداد نمونه‌ها، ارتقای دقت طبقه‌بندی دور از انتظار نخواهد بود و به نظر می‌رسد ویژگی‌هایی مانند سادگی و ارزان بودن سامانهٔ آکوستیک می‌تواند توجیه‌کنندهٔ تداوم تحقیقات در این زمینه باشد.

مراجع

Aboonajmi, M., Akram, A., Nishizu, T., Kondo, N., Setarehdan, S.K. & Rajabipour, A. (2010). An ultrasound based technique for the determination of poultry egg quality. *Research in Agricultural Engineering, 56*(1), pp.26-32.

Aboonajmi, M. & Najafabadi, T.A. (2012). Quality assessment poultry egg using spectroscopy and maximum liklihood(ml) classifier. *In NABEC-CSBE/SCGAB 2012 Joint Meeting and Technical Conference.* Jul. 15-18. Ontario, Canada.

Amiriparian, S., Gerczuk, M., Ottl, S., Cummins, N., Freitag, M., Pugachevskiy, S., Baird, A. & Schuller, B.W. (2017). Snore Sound Classification Using Image-Based Deep Spectrum Features. *In INTERSPEECH.* Aug, 3512-3516.

Boddapati, V., Petef, A., Rasmusson, J., & Lundberg, L. (2017). Classifying environmental sounds using image recognition networks. *Procedia computer science*, 112, pp.2048-2056.

Chamberlain, D., Kodgule, R., Ganelin, D., Miglani, V., & Fletcher, R. R. (2016). Application of semi-supervised deep learning to lung sound analysis. *In 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. Aug, 804-807.

Deshpande, H., Singh, R. & Nam, U. (2001). Classification of music signals in the visual domain. *In COST-G6 conference on digital audio effects.* Dec. 7-9. Verona, Italy.

Dutta, R., Hines, E.L., Gardner, J.W., Udrea, D.D. & Boilot, P. (2003). Non-destructive egg freshness determination: an electronic nose based approach. *Measurement Science and Technology, 14*(2), pp.190.

Guo, Y., Liu, Y., Oerlemans, A., Lao, S., Wu, S., & Lew, M. S. (2016). Deep learning for visual understanding: A review. *Neurocomputing*, 187, pp.27-48.

He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. *In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 770-778.

Kamilaris, A. & Prenafeta-Boldu´, F.X. (2018). Deep learning in agriculture: a survey. *Computer and Electronics in Agriculture, 147*, pp.70–90.

Karoui, R., Kemps, B., Bamelis, F., De Ketelaere, B., Decuypere, E. & De Baerdemaeker, J. (2006). Methods to evaluate egg freshness in research and industry: A review. *European Food Research and Technology, 222*(5-6), pp.727-732.

Karoui, R., Nicolaï, B. & De Baerdemaeker, J. (2008). Monitoring the egg freshness during storage under modified atmosphere by fluorescence spectroscopy. *Food and Bioprocess Technology*, *1*(4), pp.346-356.

Kemps, B.J., De Ketelaere, B., Bamelis, F.R., Mertens, K., Decuypere, E.M., De Baerdemaeker, J.G. & Schwägele, F. (2007). Albumen freshness assessment by combining visible near-infrared transmission and low-resolution proton nuclear magnetic resonance spectroscopy. *Poultry science*, *86*(4), pp.752-759.

Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *In Advances in neural information processing systems*, 1097-1105.

Lin, H., Zhao, J., Sun, L., Chen, Q. & Zhou, F. (2011). Freshness measurement of eggs using near infrared (NIR) spectroscopy and multivariate data analysis. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, *12*(2), pp.182-186.

Liu, Y., Ying, Y., Ouyang, A. & Li, Y. (2007). Measurement of internal quality in chicken eggs using visible transmittance spectroscopy technology. *Food control*, *18*(1), pp.18-22.

Omid, M., Soltani, M., Dehrouyeh, M. H., Mohtasebi, S. S., & Ahmadi, H. (2013). An expert egg grading system based on machine vision and artificial intelligence techniques. *Journal of food engineering*, 118(1), pp.70-77.

Pan, L. Q., Zhan, G., Tu, K., Tu, S. C. & Liu, P. (2011). Eggshell crack detection based on computer vision and acoustic response by means of back-propagation artificial neural network. *European Food Research Technology*, *233* (3), pp.457–463.

Ragni, L., Al-Shami, A., Berardinelli, A., Mikhaylenko, G. & Tang, J. (2007). Quality evaluation of shell eggs during storage using a dielectric technique. *Transactions of the ASABE*, *50*(4), pp.1331-1340.

Ragni, L., Cevoli, C. & Berardinelli, A. (2010). A waveguide technique for non-destructive determination of egg quality parameters. *Journal of Food Engineering, 100*, pp.343-348.

Raji, A.O., Aliyu, J., Igwebuike, J.U. & Chiroma, S. (2009). Effect of storage methods and time on egg quality traits of laying hens in a hot dry climate. *Journal of Agricultural and Biological Science*, *4*(4), pp.1-7.

Simonyan, K., & Zisserman, A. (2014). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *arXiv preprint arXiv, 1409.1556*.

Suktanarak, S. & Teerachaichayut, S. (2017). Non-destructive quality assessment of hens' eggs using hyperspectral images. *Journal of Food Engineering, 215*, pp.97-103.

Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., Erhan, D., Vanhoucke, V. & Rabinovich, A. (2015). Going deeper with convolutions. *In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 1-9.

Yalcin, H. (2017). Plant phenology recognition using deep learning: Deep-Pheno. *In 6th International Conference on Agro-Geoinformatics*, Fairfax VA, USA.

Yongwei, W., Wang, J., Zhou, B. & Lu, Q. (2009). Monitoring storage time and quality attribute of egg based on electronic nose. *Analytica Chimica Acta*, *650*(2), pp.183-188.

Zhang, W., Cui, D. & Ying, Y. (2014). Nondestructive measurement of pear texture by acoustic vibration method. *Postharvest Biology Technology, 96*, pp.99–105.

Zhang, W., Pan, L., Tu, S., Zhan, G. & Tu, K. (2015). Non-destructive internal quality assessment of eggs using a synthesis of hyperspectral imaging and multivariate analysis. *Journal of Food Engineering, 157*, pp.41-48.

Zhao, J., Lin, H., Chen, Q., Huang, X., Sun, Z. & Zhou, F. (2010). Identification of egg's freshness using NIR and support vector data description. *Journal of food Engineering, 98*(4), pp.408-414.

Food Engineering Research/Vol.20/No.70/Spring & Summer 2020/P: 183-194

Journal Home page: https://fooder.areeo.ac.ir/

Original Research

Evaluation of Different Deep Learning Network Architectures in Egg Freshness Detection Based On Sound Signals

M. Lashgari*, H. Tavakoli, R. Mohammadigol and V. Lotfi

* Corresponding Author: Assistant professor, Biosystems engineering, Arak University, Arak, Iran. Email: m-lashgari@araku.ac.ir m

Received: 22 February 2020, Accepted: 22 July 2020
http://doi: http://doi: 10.22092/fooder.2020.341923.1258

Abstract

Food security, which is directly related to the health of people, has always been a concern of all nations. Eggs are consumed in many food industries and are in the daily diet of many people, so detection their freshness is very important. In this study, the capability of the acoustic system as a non-destructive method for egg freshness detection was investigated. Samples were stored at room temperature for 1, 4, 7, 10, 13 and 16 days. After data collection, all audio signals were converted to images, using spectrogram. In this study, the freshness of samples was evaluated using two criteria; Haugh unit and air cell height as a destructive test. The results of destructive test showed that all samples stored for 16 and 13 days and also 80% of samples stored for 10 days faced with quality losses during storage. According to grading criteria, these samples were considered as unfresh eggs. Therefore, the samples were divided into two groups: fresh eggs (stored for 1, 4 and 7 days) and unfresh (stored for 10, 13 and 16 days). Four pre-trained deep learning networks AlexNet, VGGNet, GoogLeNet and ResNet were used in this study among which ResNet had the best classification accuracy with an average of 71.5%.

Keywords: acoustic, freshness, convolutional neural network, classification.