

## Intelligent Classification of Common Carp (*Cyprinus carpio*) Based on Freshness Using the Combined of Image Processing Techniques and Adaptive Neuro-fuzzy Inference System

AMIN TAHERI-GARAVAND<sup>1\*</sup>, SOODABEH FATAHI<sup>2</sup>, ASHKAN BANAN<sup>3</sup>

1. Assistant Professor, Mechanical Engineering of Biosystems Department, Lorestan University, Khorramabad, Iran.

2. MSc. Student, Mechanical Engineering of Biosystems Department, Lorestan University, Khorramabad, Iran.

3. Assistant Professor, Department of Animal Science, Lorestan University, Khorramabad, Iran.

(Received: Jan. 8, 2018- Revised: May. 23, 2018- Accepted: May. 26, 2018)

### ABSTRACT

This paper proposes an image processing method in combination with the intelligent adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) for classifying common carp bodies based on the freshness factor during the storage period under ice-covered conditions. In doing so, after image acquisition, for pre-processing, the images were transferred to various color channels and the statistical properties of the image texture were extracted. In order to increase the speed and accuracy of classification, the principal component analysis method (PCA) was used to reduce the dimensions of the features. Evaluation of the classifier was performed to identify the freshness level using statistical indices such as accuracy, precision, sensitivity, specificity and area under the curve (AUC). The values of these indices for classification using ANFIS for the test data were obtained as 90.33, 79.1, 77.36, 92.57 and 84.97, respectively. The acceptable results obtained from fish images showed that the current method has the ability for quick online detection of fish freshness in the food industry as a low-cost, simple and non-destructive method.

**Keywords:** fish, freshness evaluation, image processing, principal component analysis (PCA), adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS)

---

\* Corresponding author's E-mail: [taheri.am@lu.ac.ir](mailto:taheri.am@lu.ac.ir)

## طبقه‌بندی هوشمند ماهی کپور معمولی (*Cyprinus carpio*) بر اساس تازگی با استفاده از پردازش تصویر و سامانه استنتاج فازی عصبی تطبیقی

امین طاهری گراوند<sup>۱\*</sup>، سودابه فتاحی<sup>۲</sup>، اشکان بنان<sup>۳</sup>

۱. استادیار، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه لرستان، خرم‌آباد، ایران

۲. دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه لرستان، خرم‌آباد، ایران

۳. استادیار، گروه علوم دامی، دانشگاه لرستان، خرم‌آباد، ایران

(تاریخ دریافت: ۱۸/۱۰/۱۳۹۶ - تاریخ بازنگری: ۲/۳/۱۳۹۷ - تاریخ تصویب: ۵/۳/۱۳۹۷)

### چکیده

این مقاله بکارگیری روش پردازش تصویر در ترکیب با روش هوشمند انفیس را برای طبقه‌بندی ماهی کپور بر اساس تازگی در طول دوره نگهداری در شرایط یخ پوشی پیشنهاد می‌دهد. پس از اکتساب تصویر، جهت پیش پردازش، تصاویر به کانال‌های رنگی مختلف منتقل شدند و ویژگی‌های آماری بافت تصاویر استخراج گردید. به منظور افزایش سرعت و دقت طبقه‌بندی از تجزیه مولفه‌های اصلی (PCA) برای کاهش ابعاد ویژگی استفاده شد. ارزیابی طبقه‌بند جهت تشخیص تازگی با استفاده از شاخص‌های آماری نظیر دقت، صحت، حساسیت، اختصاصی بودن و سطح زیر منحنی انجام شد. مقادیر این شاخص‌ها برای طبقه‌بندی به کمک طبقه‌بند استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (انفیس) به ترتیب برابر با ۹۰/۳۳، ۷۹/۰۱، ۷۷/۳۶، ۹۲/۵۷ و ۸۴/۹۷ درصد برای داده‌های آزمون بدست آمد. نتایج پژوهش حاضر نشان داد که روش اخیر قابلیت ارزیابی و تشخیص سریع و برخط تازگی ماهی در صنایع غذایی را به عنوان یک روش کم هزینه، ساده و غیر مخرب دارد.

**واژه‌های کلیدی:** ماهی، بررسی تازگی، پردازش تصویر، تجزیه مولفه‌های اصلی (PCA)، شبکه عصبی-فازی تطبیقی (انفیس).

### مقدمه

داخلی<sup>۱</sup> و پروتئین کافتی میکروبی<sup>۲</sup> از طول مدت نگهداری بسیار کمی برخوردار است (Lunda et al., 2016). از طرفی توقعات و آگاهی مشتریان در مورد کیفیت فرآورده‌های غذایی افزایش یافته است. کیفیت فرآورده‌های ماهی موجب افزایش رقابت در بین تولیدکنندگان شده و آن‌ها را به یافتن راه حل-های فناورانه به منظور بهبود بهره‌وری و سودآوری سوق داده است (Saberioon et al., 2017). ویژگی‌های کیفی مختلفی برای ماهی و محصولات آبی‌پروری وجود دارد که در این میان تازگی، مهمترین ویژگی به شمار می‌رود. از این رو تعیین تازگی ماهی جهت تضمین کیفیت غذا و کنترل ایمنی ضروری به نظر می‌رسد (Cheng et al., 2014; Cheng, et al., 2013).

برای اطمینان از سلامت ماده غذایی، لازم است که به دنبال روشی برای تشخیص تازگی محصولات آبی بصورت مستقیم و با سرعت و دقت بالا باشیم. فرآورده‌های شیلاتی مانند ماهی تازه کیفیت بالایی دارند. مزه و ارزش غذایی ماهی تازه بهتر بوده و ارزش تجاری بالاتری نسبت به محصولات

در میان انواع مختلف گوشت، گوشت ماهی و محصولات دریایی نقش بسزایی در رژیم غذایی انسان دارند. علاوه بر طعم اشتها آور، غنی از پروتئین بوده و مواد مغذی ضروری برای تغذیه متعادل و حفظ سلامت انسان را فراهم می‌کنند (Liu et al., 2013). حدود ۱۲۸ میلیون تن فرآورده‌های شیلاتی همه ساله در سراسر جهان برای مصرف انسان تهیه می‌شود که میزان مصرف سالیانه آن به ازای هر نفر ۱۸/۴ کیلوگرم می‌باشد و از این رو تقریباً ۱۵٪ از پروتئین حیوانی مصرفی برای ۴/۳ میلیارد نفر جمعیت کره زمین را شامل می‌شود (Cheng et al., 2013). در این میان، کپور معمولی از پراکنش گسترده‌ای در جهان برخوردار بوده که میزان جهانی تولید آبی‌پروری آن در سال ۲۰۱۴ به ۴/۱۶ میلیون تن رسید و بدین ترتیب جایگاه سوم تولید را از آن خود کرد (FAO, 2016).

گوشت ماهی به دلیل داشتن pH خنثی، محتوای آبی، نیتروزنی و پروتئینی بالا و روی دادن فرآیندهای خودکافتی

1. native autolytic  
2. microbial proteolytic

\* نویسنده مسئول: taheri.am@lu.ac.ir

مشابه دارد. روشن است که انجام روش تشخیص سریع تازگی فرآورده‌های شیلاتی دارای ارزش علمی و اقتصادی است (Wang *et al.*, 2013). بطور سنتی، کیفیت ظاهری فرآورده‌های ماهی توسط کارشناسان متخصص تعیین می‌شود که این روش زمان بر، پرهزینه، گران و غیر دقیق است (Balaban *et al.*, 2011). روش‌های مختلفی جهت اندازه‌گیری و تخمین تازگی ماهی وجود دارد که شامل ارزیابی حسی، بررسی ویژگی‌های فیزیکی (رنگ و بافت)، روش‌های میکروبی، اندازه‌گیری ترکیبات فرار و اکسیداسیون چربی، بررسی تغییرات در پروتئین‌های عضله و محصولات تجزیه ATP در ماهی می‌باشد (Cheng *et al.*, 2013; Cheng *et al.*, 2014). روش‌های معمول اندازه‌گیری تازگی گوشت ماهی شامل روش‌های بیوشیمیایی و اندازه‌گیری K-value می‌باشند که بعنوان یک روش قابل اعتماد به طور گسترده مورد استفاده قرار گرفته‌اند. روش‌های بیوشیمیایی اساساً مخرب و زمان‌بر بوده و در زمان‌های ابتدایی پس از نگهداری از حساسیت برخوردار نیستند. از این رو، روش‌های غیرمخرب، آسان و خیلی سریع نیاز است (Kanamori *et al.*, 2017).

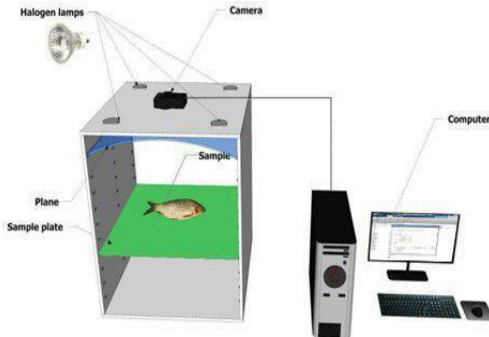
در مقایسه با روش‌های سنتی، بینایی ماشین یکی از مهمترین روش‌های ارزیابی غیرمخرب، سریع، اقتصادی، پایدار و عینی در صنایع غذایی می‌باشد. این روش بر مبنای آنالیز و پردازش تصویر بوده و کاربردهای مختلفی در صنایع غذایی یافته است (Judal & Bhadania, 2015). این علم عیوب روش‌های ارزیابی سنتی را برطرف نموده و بعنوان یک روش دقیق و حساس برای ارزیابی کیفیت گوشت و فرآورده‌های گوشتی بکار می‌رود (Ma *et al.*, 2016). روش بینایی ماشین برای تعیین تازگی بعنوان یکی از مهمترین فاکتورها در ارزیابی کیفیت فرآورده‌های شیلاتی استفاده شده است. پردازش تصویر بعنوان ابزاری رایج، غیرمخرب و ایمن به شمار می‌رود که برای تخمین داده براساس تصویربرداری و تحلیل متغیرهای رنگ به کمک نرم‌افزار تصویربرداری می‌تواند بعنوان روشی مفید برای تعیین کیفیت ماهی بکار رود (Menesatti *et al.*, 2010). بررسی ظاهری و خودکار توسط سامانه بینایی ماشین بدلیل کارایی بالا، سازگاری، دقت و سرعت عالی آن رشد قابل توجهی داشته است. شواهد بطور فزاینده نشان می‌دهند که کاربرد این سیستم در سطح تجاری گسترش یافته است (Brosnan & Sun, 2004). در مقایسه با روش‌های سنتی، اطمینان و دقت بالا، هزینه پایین به همراه عملکرد سریع و آسان از دلایل این گسترش می‌باشند (Misimi *et al.*, 2008).

نظارت بر وضعیت رشد محصول و هدایت وسیله نقلیه

خودکار دو عملیات مهم و اساسی در کشاورزی دقیق می‌باشند. مطالعاتی در زمینه تعیین خواص کیفی انواع مختلف گوشت ماهی با استفاده از روش‌های پردازش تصویر، بینایی ماشین و هوش مصنوعی گزارش شده است که در ادامه به گزیده‌ای از این مطالعات اشاره می‌شود: (Kishore Dutta *et al.*, 2016) از روش پردازش تصویر برای تخمین تازگی کپور هندی روهور (*Labeo rohita*) استفاده کردند. بدین منظور روش خوشه‌بندی را برای تقسیم‌بندی بافت آبشش ماهی بکار بردند و ویژگی‌های بافت در دامنه تبدیل موجک با استفاده از فیلتر هال استخراج نمودند. رابطه بین این ویژگی‌ها و سطوح تازگی با استفاده از داده‌های یادگیری ایجاد نمودند و براساس این روابط یک چهارچوب برای تشخیص تازگی از تصاویر ماهی پیشنهاد گردید. (Komani *et al.*, 2013) با اندازه‌گیری شاخص‌های رنگ سنجی به کمک تکنیک پردازش تصویر توانستند میزان شاخص پراکسید را در فیله‌ی قزل‌آلای رنگین کمان نگهداری شده در یخچال تخمین زنند. (Dowlati *et al.*, 2012) روش بینایی ماشین را بعنوان یک روش قابل اعتماد برای ارزیابی تازگی ماهی سیم سرطلایی (*Sparus aurata*) به کمک تغییر رنگ چشم و آبشش ماهی بکار گرفتند. (Wang *et al.*, 2013) برای تشخیص فاکتور تازگی ماهی روشی بر مبنای رگرسیون را بر روی چشم ماهی پیاده کردند. (Huang *et al.*, 2016) با ترکیب دو روش بینایی رایانه‌ای و طیف سنجی فرو سرخ، یک روش ترکیبی جدید برای بهبود دقت طبقه‌بندی ارزیابی تازگی ماهی سیم سفید آمو (*Parabramis pekinensis*) بکار بردند. & (Quevedo Aguilera, 2010) الگوریتمی را جهت تخمین استحکام فیله بر اساس آنالیز رنگ، بعنوان شاخصی برای نشان دادن تازگی فیله آزادماهی اقیانوس اطلس (*Salmo salar*) ارائه کردند. (Costa *et al.*, 2013) روشی بر اساس کالیبراسیون رنگ برای تخمین تازگی ماهی سیم سرطلایی (*Sparus aurata*) پیشنهاد کردند. یافته‌های این محققان نشان داد که تفاوت معنی‌داری از لحاظ رنگ‌سنجی بین ماهی تازه و غیر تازه وجود دارد. با توجه به اینکه تاکنون گزارشی در زمینه طبقه‌بندی هوشمند ماهی کپور براساس تازگی با استفاده از تکنیک‌های بینایی ماشین و هوش مصنوعی یافت نشده است بنابراین در این مطالعه که هدف اصلی آن توسعه و اجرای یک سامانه تشخیص هوشمند تازگی ماهی کپور معمولی با استفاده از تصاویر بصری است، از تلفیق روش‌های پردازش تصویر و هوش مصنوعی در طبقه‌بندی ماهی کپور براساس تازگی بعنوان یک روش غیرمخرب، دقیق، سریع، آسان و اقتصادی در مقایسه با سایر روش‌های بکار رفته استفاده می‌شود. سیستم بینایی ماشین بکار

www.SID.ir

فاصله لنز دوربین تا سطح نمونه ها ۲۷cm در نظر گرفته شد. طرحواره و تصویر سامانه بینایی ماشین در شکل ۱ نشان داده شده است.



شکل ۱. طرحواره و تصویر سامانه بینایی ماشین

رفته در تحقیق حاضر به ترتیب شامل مراحل زیر می‌باشد: تهیه تصاویر، پیش پردازش، محاسبه انواع کانال‌های رنگی، استخراج ویژگی و طبقه بندی تصاویر با بکارگیری سامانه انفیس، که در ادامه به جزئیات روش بکار رفته به منظور تهیه و تحلیل تصاویر اشاره می‌شود.

## مواد و روش‌ها

### تهیه نمونه‌ها

در این مطالعه، ۴۸ قطعه ماهی کپور معمولی (*Cyprinus carpio*) با میانگین وزنی  $10 \pm 100$  گرم تهیه شد. ماهی‌ها بلافاصله پس از صید از استخر پرورشی، ظرف کمتر از ۲۰ دقیقه، درون یونولیت‌های حاوی یخ، به آزمایشگاه مکانیک بیوسیستم دانشگاه لرستان انتقال یافتند. ماهی‌ها شسته شده، سپس به مدت ۲۰ دقیقه در معرض هوا قرار داده شدند. هر قطعه ماهی داخل کیسه‌های زیپ‌دار (Zip Bags) جداگانه قرار گرفت و نامگذاری گردید. ماهی‌ها در داخل دو یونولیت جداگانه، هر کدام حاوی ۲۴ قطعه ماهی با نسبت یخ به ماهی ۲ به ۱ یخ پوشی در دمای (۴-۰) درجه سلسیوس گردیدند و هر دو روز یکبار محتوای یخ موجود در داخل یونولیت‌ها با یخ جدید جایگزین می‌شد. نمونه‌ها در شرایط نگهداری فوق به مدت دو هفته نگهداری شدند.

### اجزاء سامانه بینایی ماشین

سامانه بینایی ماشین از پنج بخش اصلی شامل بستر تصویربرداری، سیستم روشنایی، دوربین، کامپیوتر و نرم افزار برای پردازش تصاویر تشکیل یافته است. به منظور تابش نور از جهات مختلف به سطح نمونه، بستر تصویربرداری از جنس MDF و رنگ سفید مات انتخاب شد. با نصب ۴ عدد لامپ هالوژن (هر لامپ ۳ وات، با دمای رنگ ۶۵۰۰ درجه کلون)، با قابلیت چرخش ۱۸۰ درجه در چهار نقطه سقف، روشنایی مورد نیاز تامین گردید. در این مطالعه لامپ‌ها با زاویه ۴۵ درجه نسبت به لنز دوربین تنظیم شدند. سپس قرارگیری صفحه آکرلیک بصورت قوس رو به پایین در زیر لامپ‌ها موجب ایجاد نوردهی غیر مستقیم و یکنواختی نورپردازی در بستر تصویربرداری و جلوگیری از ایجاد براقیت در روی نمونه‌ها شد. یک عدد ورق سبز رنگ مات (به منظور بخش‌بندی بهتر تصویر نمونه و پس زمینه) با قابلیت تغییر ارتفاع برای قرار دادن نمونه تعبیه شد. بستر تصویربرداری دارای درب کشویی بوده که به حالت عمودی باز و بسته می‌شود. دوربین روی پایه ای در بالای بستر تصویربرداری بصورت عمود بر سطح نمونه نصب شد.

### تهیه تصاویر

برای تعیین رنگ واقعی نمونه‌ها، قبل از شروع عکسبرداری باید دوربین از لحاظ رنگ و شدت نور کالیبره گردد. برای این منظور کاغذهای رنگی مات تهیه و از آنها در داخل بستر تصویربرداری عکسبرداری شد. از نرم افزار پردازش تصویر Matlab R2015a برای تبدیل نمودن فضای رنگی RGB به  $L^*a^*b^*$  به منظور استخراج پارامترهای  $L$ ،  $a^*$  و  $b^*$  تصاویر نمونه‌ها استفاده شد و مقدار میانگین این پارامترها بعنوان رنگ نمونه در نظر گرفته شد. مقادیر میانگین پارامترهای  $L$ ،  $a^*$  و  $b^*$  بدست آمده از روش پردازش تصویر و مقادیر اندازه‌گیری شده توسط دستگاه هانتربل برای بدست آوردن معادلات کالیبراسیون دوربین استفاده شدند (Yagoobi-Soureh et al., 2013).

عکسبرداری از نمونه‌ها در روز صفر (روز صید) بلافاصله پس از انتقال به آزمایشگاه و آماده سازی نمونه‌ها (رطوبت سطح نمونه‌ها پس از بیرون آوردن از یونولیت حاوی یخ با استفاده از دستمال گرفته شد) آغاز گردید. به منظور بررسی روند تغییرات،

استخراج ویژگی

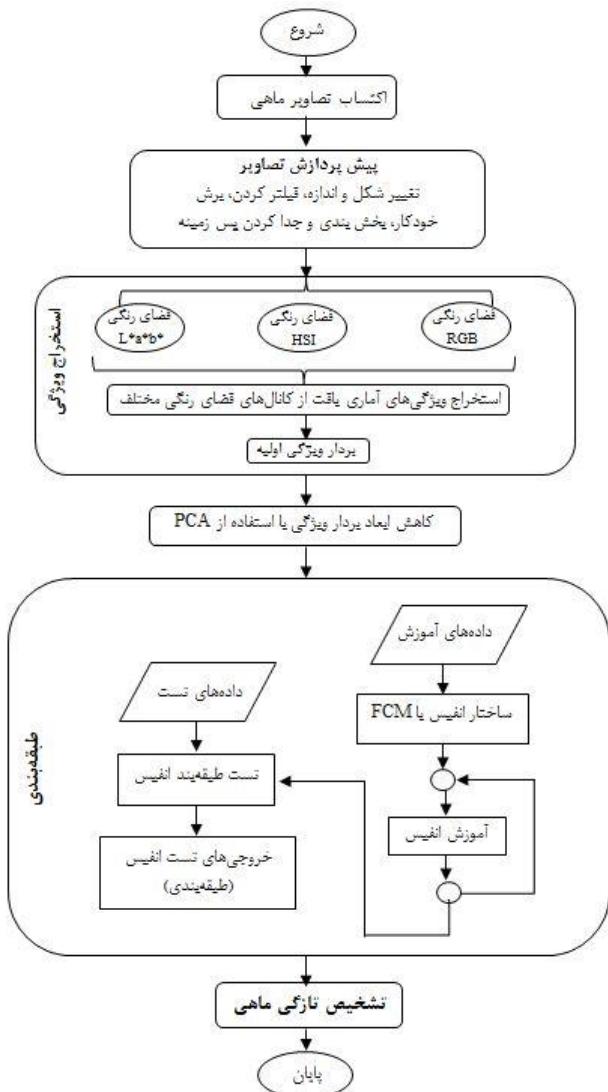
محاسبه کانال‌های R, G و B:

توصیف یک فضای رنگی RGB خاص به کمک سه رنگ پایه قرمز، سبز و آبی انجام می‌شود (Kavi Niranjana & Kalpana Devi, 2015). کانال‌های رنگی R, G و B مستقیماً از تصاویر RGB استخراج می‌شوند.

عکسبرداری از نمونه‌ها به مدت دو هفته و هر ۲۴ ساعت یکبار انجام گرفت. تصاویر با استفاده از دوربین دیجیتالی (Canon, Model: SX-260, 12.1MP, Japan)، با مشخصات و تنظیمات ذکر شده در (جدول ۱) تهیه گردید.

جدول ۱- مشخصات و تنظیمات دوربین

متغیر	حالت/مقدار
اندازه تصویر	۳۰۰۰×۴۰۰۰ پیکسل
حالت زوم	بدون زوم
حالت فلش	بدون فلش
تعادل رنگ سفید	فلورسنت
حساسیت سنسور به نور	200 ISO
دیافراگم	f/4.5
وضوح	dpi ۱۸۰
سرعت دیافراگم	s ۱/۲۰
فاصله کانونی	s ۱/۵۰۰
حالت کاربردی ماکرو	دستی خاموش



شکل ۲. مراحل مختلف نرم افزاری سامانه تشخیص هوشمند نازگی ماهی

محاسبه کانال‌های H, S, I:

کانال H رنگ، S اشباع و I روشنایی را نشان می‌دهد. (Zhou et al., 2015). محاسبه کانال‌های S و I با استفاده از معادلات زیر انجام می‌شود (Chaudhary et al., 2012).

$$H = \begin{cases} \theta & \text{if } B \leq G \\ 360 - \theta & \text{if } B > G \end{cases} \quad (\text{رابطه ۱})$$

$$\theta = \cos^{-1} \left\{ \frac{\frac{1}{2}[(R-G)+(R-B)]}{\sqrt{[(R-G)^2+(R-B)(G-B)]^2}} \right\} \quad (\text{رابطه ۲})$$

پیش پردازش

مراحل کلی پردازش تصاویر که شامل مراحل پیش پردازش، استخراج ویژگی، کاهش بعد، طبقه‌بندی و در آخر تشخیص نازگی ماهی می‌باشد (شکل ۲). در مطالعه حاضر، مرحله پیش-پردازش تصاویر از مراحل بخش‌بندی تصاویر، تغییر شکل و اندازه تصاویر و فیلتر کردن آن‌ها جهت حذف اغتشاش‌های احتمالی، تشکیل یافته است که هدف اصلی آن ارتقاء و حذف داده‌های غیر ضروری تصویر می‌باشد. انجام عملیات پیش-پردازش مناسب موجب افزایش دقت تشخیص و کارایی طبقه‌بندی بهتر می‌شود (Shi & He, 2010). در مرحله بخش‌بندی تصاویر، به کمک کد نوشته شده در نرم افزار MATLAB (نسخه ۲۰۱۵) به صورت خودکار از پس زمینه جدا شد. سپس کانال‌های R, G و B از تصاویر رنگی استخراج گردیدند. تصاویر باینری با در نظر گرفتن حد آستانه ایده‌آل (۰/۵) از کانال R حاصل شدند. در این مرحله تعدادی حفره ناخواسته در تصاویر باینری ظاهر شد که با استفاده از توابع باز و بسته موجود در نوار ابزار نرم افزار MATLAB پر شدند. سپس پس زمینه تصویر باینری بصورت خودکار برش داده شد و در نهایت با ضرب تصاویر باینری در کانال‌های R, G و B و ترکیب آن‌ها، تصویر نهایی مورد نظر بدست آمد. با انتقال تصاویر به فضای رنگی مختلف می‌توان ویژگی‌های موردنظر را از این کانال‌ها استخراج نمود که روش محاسبه این کانال‌ها و استخراج ویژگی‌ها در ادامه آمده است.

روشنایی D65 را نشان می‌دهد که ضرایب سه رنگی سفید  $x_R = 0.3290$ ،  $y_R = 0.3127$  و  $(z_R = 1 - x_R - y_R)$  و یک مقدار روشنایی  $Y_R = 100$  را دارد. مقادیر  $X_R$  و  $Z_R$  با استفاده از (رابطه ۱۲) بدست می‌آیند (Goñi & Salvadori, 2017).

$$\begin{cases} X_R = \frac{x_R}{y_R} Y_R \\ Z_R = \frac{z_R}{y_R} Y_R \end{cases} \quad (\text{رابطه ۱۲})$$

یافتن یک تبدیل سیگنال یا تصویر ساده و موثر برای تشخیص خطا و نظارت بر شرایط، هدف اصلی استخراج ویژگی می‌باشد. غالباً برای استخراج ویژگی از روش مبتنی بر خصوصیات استاتیکی هیستوگرام تصویر استفاده می‌شود (Gonzalez & Woods, 2004). ویژگی‌های هیستوگرام بنیادی-ترین روش استخراج ویژگی یافت بوده و نمایش دهنده اطلاعاتی مرتبط با مشخصات توزیع سطح خاکستری برای تصویر می‌باشد. هیستوگرام نرمال روی تصاویر مقیاس خاکستری با استفاده از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$P(z_i) = \frac{H(z_i)}{N} \quad (\text{رابطه ۱۳})$$

که در آن  $z$  متغیر تصادفی نشان‌دهنده شدت،  $H(z_i)$  هیستوگرام متناظر تصویر،  $N$  تعداد کل درایه‌های موجود در ماتریس تصویر مقیاس خاکستری و  $P(z_i)$  هیستوگرام نرمال شده تصویر مقیاس خاکستری می‌باشد (Taheri-Garavand et al., 2015). با توجه به ماهیت مستطیلی تصاویر دیجیتال (ماتریس پیکسل‌ها) و شکل نامنظم تصویر ماهی، به ناچار مقداری از پیکسل‌های پس زمینه در تصویر با شدت صفر وجود دارد. برای عدم حضور این پیکسل‌های ناخواسته (که به خواص ماهی وابسته نمی‌باشند) در محاسبات استخراج ویژگی این پیکسل‌ها با شدت صفر از هیستوگرام تصاویر مربوطه حذف گردیدند.

در بررسی حاضر برای هر تصویر،  $6 \times 9$  ویژگی (۶ ویژگی  $\times$  ۹ کانال رنگ) بدست آمد که این ۵۴ ویژگی تغییرات ماهی را در طول مدت بررسی نشان می‌دهد. به این ترتیب که کانال قرمز، سبز و آبی از فضای رنگ RGB، رنگ، اشباع، شدت از فضای رنگ HIS و روشنایی،  $a$  و  $b$  از فضای رنگ  $L^* a^* b^*$  محاسبه شدند. سپس از هر یک از کانال‌های مذکور، ۶ ویژگی آماری شامل میانگین، انحراف معیار، همواری، چولگی، انرزی و آنتروپی که متداول‌ترین ویژگی‌های هیستوگرام تصویر می‌باشند استخراج شدند، این ویژگی‌ها با استفاده از معادلات (جدول ۲) محاسبه شدند (Khulal et al., 2016).

$$S = 1 - \frac{3 * \min(R, G, B)}{(R + G + B)} \quad (\text{رابطه ۳})$$

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B) \quad (\text{رابطه ۴})$$

$I, S, H$  مولفه‌های سخت افزاری مستقل در مدل HSI هستند (Shahriar Sazzad et al., 2013).

#### محاسبه کانال‌های $L^*$ ، $a^*$ و $b^*$ :

فضای رنگ RGB، یک فضای رنگ یکنواخت ادراکی نیست، بنابراین تحلیل عددی تفاوت رنگ بین دو پیکسل رنگ در فضای رنگ یکنواخت ادراکی مانند 1976 LAB (CIELAB) CIE تخمین زده می‌شود (Sangwine & Horne, 1998).

در این فضا،  $L^*$ ،  $a^*$  و  $b^*$  به ترتیب معرف روشنایی، دامنه رنگ از سبز به قرمز و دامنه رنگ از آبی به زرد می‌باشد (Chaudhary et al., 2012). در مدل تبدیل مستقیم، مراحل به این ترتیب است: تصویر رنگی  $n$  بیتی توسط لایه رنگ به فاصله  $[0/1]$  و طبق (رابطه ۵) مقیاس گذاری می‌گردد. به طوری که RGBO و RGSB به ترتیب شامل مولفه‌های قرمز، سبز و آبی هر پیکسل از تصویر اصلی و تصویر مقیاس گذاری شده می‌باشند. در این بررسی از ۸ بیت استفاده شده است.

$$RGB_S = \frac{RGB_O}{2^n} \quad (\text{رابطه ۵})$$

تصویر مقیاس بندی شده با استفاده از تابع  $g$  به مقادیر XYZ tristimulus تبدیل می‌شود.

$$XYZ = \begin{pmatrix} 0.4124 & 0.3575 & 0.1804 \\ 0.2126 & 0.7151 & 0.0721 \\ 0.0193 & 0.1191 & 0.9504 \end{pmatrix} g(RGB_S) \quad (\text{رابطه ۶})$$

$$g(x) = 100 \begin{cases} \left(\frac{x + 0.055}{1.055}\right)^{2.4}, & x > 0.04045 \\ \frac{x}{12.92}, & x \leq 0.04045 \end{cases} \quad (\text{رابطه ۷})$$

مقادیر XYZ tristimulus با استفاده از تابع  $h$  بر طبق (روابط ۸-۱۱) به مقادیر  $L^* a^* b^*$  تبدیل می‌شود.

$$L^* = 116h\left(\frac{Y}{Y_R}\right) - 16 \quad (\text{رابطه ۸})$$

$$a^* = 500 \left[ h\left(\frac{X}{X_R}\right) - h\left(\frac{Y}{Y_R}\right) \right] \quad (\text{رابطه ۹})$$

$$b^* = 200 \left[ h\left(\frac{Y}{Y_R}\right) - h\left(\frac{Z}{Z_R}\right) \right] \quad (\text{رابطه ۱۰})$$

$$h(x) = \begin{cases} x^{\frac{1}{3}}, & x > \left(\frac{6}{29}\right)^3 \\ \frac{1}{3} \left(\frac{29}{6}\right)^2 x + \frac{4}{29}, & x \leq \left(\frac{6}{29}\right)^3 \end{cases} \quad (\text{رابطه ۱۱})$$

جایی که  $X_R$ ،  $Z_R$  و  $Y_R$  مقادیر tristimulus مرجع

جدول ۲- ویژگی‌های آماری استخراج شده از تصاویر ماهی

ویژگی	توضیح	رابطه*
میانگین سطح خاکستری	برای اندازه‌گیری میانگین شدت بافت تصویر، که اطلاعاتی درباره شدت روشنایی کلی تصویر ارائه می‌دهد.	$m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i P(z_i)$
انحراف معیار	اندازه‌گیری انحراف معیار شدت بافت و یا میانگین کنتراست تصویر می‌باشد که تغییرات شدت در اطراف میانگین تصویر را بررسی می‌کند	$\sigma = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^2 P(z_i)}$
همواری	همواری نسبی نواحی را بیان می‌کند. مقدار همواری برای نواحی با سطوح شدت ثابت، صفر و برای ناحیه‌های با سطوح شدت، متغیر یک است.	$R = 1 - 1/(1 + \sigma^2)$
چولگی (ممان سوم)	معیاری از اریب بودن هیستوگرام است و به عبارت دیگر میزان تقارن یک هیستوگرام را نشان می‌دهد. این مقدار برای هیستوگرام‌های متقارن صفر، برای هیستوگرام‌های متمایل به راست منفی و در مورد هیستوگرام‌های متمایل به چپ مثبت است.	$S = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^3 P(z_i)$
یکنواختی (انرژی)	بیانگر میزان یکنواختی توزیع سطح خاکستری یک تصویر است. بیشترین مقدار آن وقتی است که همه مقادیر شدت تصویر با هم برابر باشند (بیشینه یکنواختی).	$U = \sum_{i=0}^{L-1} P^2(z_i)$
آنتروپی	معیاری برای اندازه‌گیری میزان تصادفی بودن مقادیر شدت است. معیاری از ناهمگنی و بیانگر میزان تغییرات شدت در یک تصویر می‌باشد.	$E = -\sum_{i=0}^{L-1} P(z_i) \log_2 P(z_i)$

\* روابط بالا m میانگین، L تعداد سطوح شدت ممکن،  $\sigma$  انحراف معیار، R همواری، S چولگی، U یکنواختی و E آنتروپی می‌باشد.

### کاهش ویژگی

در واریانس را دارند حفظ می‌کند و مابقی داده‌های کم اهمیت تر حذف می‌گردند (Li et al., 2007). روش تحلیل مولفه‌های اصلی، به دنبال یک بازنمایی از داده‌ها بر حسب کوچکترین متوسط مربعات خطا بین داده‌های بازنمایی شده و اصلی است. بنابراین، PCA کاری به استخراج ویژگی‌های بهینه به منظور طبقه‌بندی ندارد. به عبارتی، این روش به منظور استخراج ویژگی و کاهش بعد، تنها به داده‌های ورودی توجه نموده و کلاس داده‌ها در نظر گرفته نمی‌شود (Oveisi Argane & Erfanian Omidvar, 2008)

فرض کنید  $X=(X_1, X_2, \dots, X_p)^T$  بردار ویژگی‌های استخراج شده از تصاویر مختلف ماهی باشد و  $\sum$  ماتریس کواریانس مربوط به بردار ویژگی‌ها باشد و  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$  مقادیر ویژه  $\sum$  باشد. همچنین  $a_1, a_2, \dots, a_p$  بردارهای ویژه یکا متعامد به ترتیب متناظر با  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$  باشند. متغیرهای  $PC_1, PC_2, \dots, PC_p$  تعریف شده در (رابطه ۱۴) را مولفه‌های اصلی گویند.

$$PC_1 = a_{11}X_1 + a_{21}X_2 + \dots + a_{p1}X_p \quad (\text{رابطه ۱۴})$$

$$PC_2 = a_{12}X_1 + a_{22}X_2 + \dots + a_{p2}X_p$$

$$PC_p = a_{1p}X_1 + a_{2p}X_2 + \dots + a_{pp}X_p$$

پس از استخراج ویژگی از تصاویر مختلف ماهی، اطلاعات زیادی بدست می‌آید که ممکن است نتوان به آسانی آن‌ها را مورد استفاده قرار داد. به همین دلیل باید حجم این داده‌ها و ویژگی-ها را کاهش داد. روش‌های مبتنی بر ترکیب ویژگی، ویژگی‌ها را از یک فضای چند بعدی به فضایی با ابعاد کمتر نگاشت می‌کنند. در واقع با ترکیب مقادیر ویژگی‌های موجود، تعداد کمتری ویژگی وجود می‌آورند بطوریکه این ویژگی‌ها دارای تمام و یا بخش اعظمی از اطلاعات موجود در ویژگی‌های اولیه باشند (Taheri-Garavand, 2015). روش تحلیل مولفه‌های اصلی (PCA) یک روش ترکیب ویژگی می‌باشد که در این حالت ویژگی‌ها را با هم ترکیب نموده و چند ویژگی جدید محاسبه می‌شود، این روش توسط محققان زیادی مورد استفاده قرار گرفته است (Hall, 2000).

تحلیل مولفه اصلی در تعریف ریاضی یک تبدیل متعامد خطی است که داده‌ها را به دستگاه مختصات جدید می‌برد به طوری که بزرگترین واریانس داده بر روی اولین محور مختصات، دومین واریانس بزرگ داده‌ها بر روی دومین محور مختصات قرار می‌گیرد و همین طور برای بقیه. بنابراین تحلیل مولفه‌های اصلی می‌تواند برای کاهش ابعاد داده مورد استفاده قرار بگیرد، به این ترتیب مولفه‌هایی از مجموعه داده را که بیشترین تاثیر

PC را مولفه اصلی نام گویند. بردار  $PC = (PC_1, PC_2, \dots, PC_p)^T$  بردار مولفه‌های اصلی نام دارد.

طبقه‌بندی

سامانه فازی مبتنی بر قواعد منطقی اگر-آنگاه است و به کمک متغیرهای زبانی و استنتاج فازی، موجب نتیجه‌گیری از متغیرهای ورودی برای دستیابی به متغیرهای خروجی می‌گردد. از ترکیب سامانه فوق با شبکه‌های عصبی مصنوعی که نتایج آن عددی است، سامانه استنتاج فازی تطبیقی حاصل می‌شود. مزیت اصلی روش مذکور این است که نیاز توصیف ریاضی در هنگام مدل‌سازی ندارد. این روش مزایای هر دو روش فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی را داراست و موجب افزایش مزایای شبکه عصبی مصنوعی که شامل محاسبات کمتر، آموزش آسان است به سامانه‌های فازی و افزایش استنتاج قوی سامانه‌های فازی به شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌شود. مدل سازی مذکور از دو قسمت شناسایی ساختار و شناسایی پارامتر تشکیل یافته است که از سیستم فازی و روش‌های شبکه عصبی مصنوعی معمولاً به ترتیب برای این دو قسمت استفاده می‌شود. سامانه عصبی فازی تطبیقی با بالا بردن سرعت همگرایی و دقت تخمین موجب بهبود مدل‌سازی فازی و روش‌های شبکه عصبی مصنوعی می‌گردد (Castellano & Faneli, 2001). در بررسی حاضر، از سامانه فازی سوگنو استفاده شد که داشتن یک خروجی از ویژگی‌های مهم آن است (Shahabi Ghoyonlooyi et al., 2014). در این روش برای آموزش در لایه اول از روش پس انتشارخطا و در لایه چهارم از روش تخمین کمترین مربعات استفاده می‌شود (Safavi & Golmohammadi, 2016). سیستم انفیس یک شبکه عصبی چند لایه مبتنی بر سیستم‌های فازی است و ساختار ۵ لایه ای آن بصورت زیر است:

لایه اول، گره‌های ورودی: نظر به اینکه متغیرهای ورودی x و y به کدام یک از مجموعه‌های فازی  $A_i$  و  $B_{i-2}$  باشند تعلق دارند مقادیر عضویت را می‌توان از (روابط ۱۵ و ۱۶) محاسبه نمود:

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) \quad i = 1, 2 \quad (\text{رابطه ۱۵})$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y) \quad i = 3, 4 \quad (\text{رابطه ۱۶})$$

(Nouri Khajavi & Nasernia, 2015). با در نظر گرفتن تابع عضویت بصورت تابع زنگوله‌ای مقدار آن از (رابطه ۱۷) مقدار آن محاسبه می‌شود:

$$\mu = \frac{1}{1 + \left| \frac{(x - c_i)}{a_i} \right|^{2b_i}} \quad (\text{رابطه ۱۷})$$

که x ورودی و a, b, c پارامترهای تطبیقی و ضرایب غیر-

خطی معادله می‌باشند (Piri et al., 2013).

لایه دوم: گره‌های قوانین: هر گره در این لایه درجه فعالیت یک قانون را بدست می‌دهد. (رابطه ۱۸):

$$O_{2,i} = W_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y) \quad i = 1, 2$$

لایه سوم: گره‌ها درجه مشارکت هر قانون به مجموع درجه مشارکت همه قوانین را محاسبه می‌کنند. (رابطه ۱۹):

$$O_{3,i} = \bar{W}_i = \frac{W_i}{\sum_{i=1}^N W_i} \quad (\text{رابطه ۱۹})$$

لایه چهارم: گره‌های تطبیقی با کمک پارامترهای نتیجه، خروجی هر گره را از رابطه زیر بدست می‌دهند:

$$O_{4,i} = \bar{W}_i f_i = \bar{W}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad i = 1, 2$$

که  $\bar{W}_i$  خروجی آمین گره از لایه قبلی است و  $\{p_i, q_i, r_i\}$  پارامترهای تطبیقی خطی هستند.

لایه پنجم: گره خروجی: مقدار نهایی خروجی (رابطه ۲۱) از مجموع خروجی گره‌های لایه ما قبل محاسبه می‌شود (Nouri Khajavi & Nasernia, 2015):

$$O_{5,i} = \sum_{i=1}^N \bar{W}_i f_i \quad (\text{رابطه ۲۱})$$

بنابراین در طبقه‌بندی تصاویر به منظور تشخیص تازگی ماهی برای لاشه‌های ماهی یخ پوشی شده به مدت دو هفته بر اساس مدت زمان پس از صید به صورت چهار کلاس؛ کاملاً تازه (روز صفر و روز اول)، تازه (روز دوم و سوم)، نسبتاً تازه (روز چهارم تا ششم) و فاسد (روز هفتم تا سیزدهم) انجام شد. در این بررسی ۸۰ درصد داده‌های حاصل برای آموزش شبکه انفیس و ۲۰ درصد برای آزمون و ارزیابی شبکه استفاده گردید. با استفاده از این طبقه بندی و تشخیص وضعیت‌های مختلف تازگی ماهی، می‌توان عملکرد سامانه تشخیص تازگی به کمک مدل طبقه‌بند انفیس را مورد ارزیابی قرار داد. ارزیابی طبقه بند توسط شاخص‌های آماری مستخرج از ماتریس اغتشاش انجام شد. شکل ۳ ماتریس اغتشاش یک طبقه‌بند چهار کلاسه را نشان می‌دهد، که ستون‌ها نشان دهنده کلاس‌های مطلوب و ردیف‌ها کلاس‌های تخمین زده شده توسط طبقه‌بند می‌باشند.

	$C_1$	$\dots$	$C_4$
$C_1^*$	$n_{11}$	$\dots$	$n_{14}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$C_4^*$	$n_{41}$	$\dots$	$n_{44}$

شکل ۳ - ماتریس اغتشاش برای طبقه‌بندی چهار کلاسه

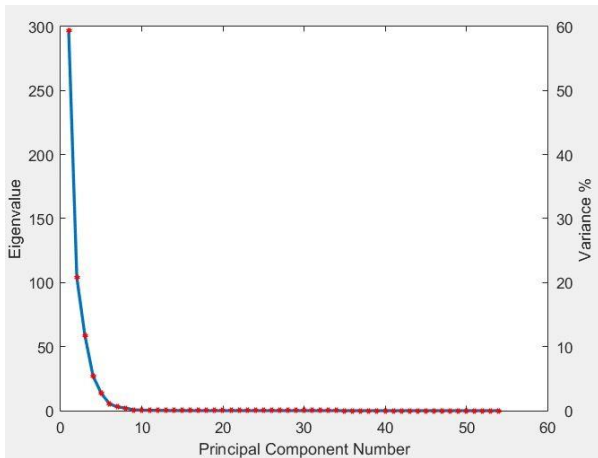


تصاویر تهیه شده انجام گرفت.

### کاهش ویژگی

اندازه ماتریس ویژگی‌های مستخرج از تصاویر ماهی در طول دوره نگهداری برای طبقه‌بندی  $54 \times 1344$  (۱۳۴۴ تصویر، ۵۴ ویژگی) بدست آمد. برای کاهش ابعاد بردار ویژگی‌ها و حجم محاسبات، دقت یادگیری بالای طبقه‌بند، روش تحلیل مولفه‌های اصلی (PCA) برای انتخاب بهینه از ویژگی‌ها بکار رفت.

(شکل ۴) نمودار اسکری یا شیب‌دار، طرحی از مقادیر کل تبیین شده به وسیله هر مولفه در ارتباط با سایر مولفه‌ها را نشان می‌دهد. در این شکل، واریانس مقادیر ویژه (Eigenvalue) و درصد واریانس روی محور Y و PCها روی محور X نشان داده شده است. بر اساس (شکل ۴)، شش مولفه اصلی (PC) اولیه به عنوان مولفه‌های برتر که بیش از ۹۸ درصد واریانس تجمعی را شامل می‌شوند (حاوی بیش از ۹۸ درصد اطلاعات می‌باشند) انتخاب می‌گردند. بنابراین ابعاد ویژگی‌های مستخرج از تصاویر از  $54 \times 1344$  به  $6 \times 1344$  کاهش یافت.



شکل ۴- واریانس و درصد واریانس مقادیر ویژه برای مولفه‌های اصلی

### طبقه‌بندی

بعد از کاهش ابعاد ویژگی‌ها، موثرترین ماتریس ویژگی به عنوان ورودی طبقه‌بند انفیس برای طبقه‌بندی تصاویر به منظور تشخیص تازگی ماهی در طول دوره نگهداری استفاده شد. تصاویر با توجه به مدت زمان پس از صید به صورت چهار کلاس: کاملاً تازه (روز صفر و روز اول)، تازه (روز دوم و سوم)، نسبتاً تازه (روز چهارم تا ششم) و فاسد (روز هفتم تا سیزدهم) طبقه‌بندی شدند. عملکرد بهینه طبقه‌بند با ۵۰ بار اجرای طبقه‌بند انفیس با استفاده از بردار ویژگی‌های کاهش یافته به عنوان ورودی آن حاصل شد و ماتریس اغتشاش نمایش داده شده در جدول ۳ با توجه به آن تشکیل یافت.

عضو  $n_{ij}$  تصاویری است که توسط طبقه‌بند  $(C_i^*)$  در کلاس  $i$  طبقه‌بندی شده‌اند اما در طبقه‌بندی واقعی  $(C_j)$  متعلق به کلاس  $z$  می‌باشند. در نتیجه اعضای قطری اصلی ماتریس  $(i=j)$  تصاویری هستند که درست طبقه‌بندی شده‌اند، اما اعضای خارج از قطر اصلی  $(i \neq j)$  درست طبقه‌بندی نشده‌اند. ارزیابی‌های طبقه‌بند شامل حالت‌های: تصمیمات مثبت صحیح (TP)، نمونه‌هایی که درست توسط طبقه‌بند  $(C_i^*)$  در کلاس  $i$ ام طبقه‌بندی شده‌اند. تصمیمات مثبت ناصحیح (FP)، نمونه‌هایی که اشتباهاً در کلاس  $i$ ام طبقه‌بندی شده‌اند. تصمیمات منفی صحیح (TN)، نمونه‌هایی که درست در کلاس  $i$ ام طبقه‌بندی نشده‌اند. تصمیمات منفی ناصحیح (FN) نمونه‌هایی که اشتباهاً در کلاس  $i$ ام قرار نگرفته‌اند. که  $n_{TP} = n_{i,i}$  ،  $n_{FP} = n_{i,+} - n_{TP}$  و  $n_{TN} = n - n_{TP} - n_{FP} - n_{FN}$  ،  $n_{FN} = n_{+,j} - n_{i,i}$  می‌باشد.  $n_{i,+}$  مجموع اعضای تمامی ستون‌های متعلق به سطر  $i$ ام و  $n_{+,j}$  مجموع اعضای تمامی سطرهای متعلق به ستون  $j$ ام در ماتریس اغتشاش می‌باشد (Labatut & Cherifi, 2012). همچنین از شاخص‌های آماری مستخرج از ماتریس اغتشاش نظیر دقت (Ac)، حساسیت (Se)، اختصاصی بودن (Sp)، صحت (Pr) و سطح زیر منحنی (AUC) برای ارزیابی سامانه طبقه‌بند پیشنهادی استفاده شد.

$$Ac = \frac{n_{TP} + n_{TN}}{n_{TP} + n_{TN} + n_{FP} + n_{FN}} \quad (\text{رابطه } 22)$$

$$Se = \frac{n_{TP}}{n_{TP} + n_{FN}} \quad (\text{رابطه } 23)$$

$$Sp = \frac{n_{TN}}{n_{TN} + n_{FP}} \quad (\text{رابطه } 24)$$

$$Pr = \frac{n_{TP}}{n_{TP} + n_{FP}} \quad (\text{رابطه } 25)$$

$$AUC = \frac{1}{2} \left( \frac{n_{TP}}{n_{TP} + n_{FN}} + \frac{n_{TN}}{n_{TN} + n_{FP}} \right) \quad (\text{رابطه } 26)$$

دقت روی تاثیر کلی طبقه‌بند انفیس تمرکز می‌کند. صحت، شرط کلاس برچسب داده‌ها با برچسب‌های مثبت مشخص شده توسط طبقه‌بند را ارزیابی می‌کند. حساسیت تاثیر طبقه‌بند انفیس بر برچسب‌های مثبت و چگونگی تاثیر طبقه‌بند با برچسب منفی را تشخیص می‌دهد. سطح زیر منحنی توانایی طبقه‌بند برای اجتناب از طبقه بندی نادرست می‌باشد (Sokolova & Lapalme, 2009).

### نتایج و بحث

برای تهیه تصاویر، از هر دو طرف ماهی یخ‌پوشی شده در طول دوره نگهداری دو هفته و در طی ساعات معین عکسبرداری شد. سپس مراحل پیش پردازش، انتقال تصاویر به فضاهای رنگی و استخراج ویژگی‌های آماری بافت از کانال‌های مختلف روی

حساسیت، اختصاصی بودن و سطح زیر منحنی (AUC) برای داده‌های آموزش به ترتیب برابر با ۰/۱۴، ۰/۸۶، ۰/۷۷، ۰/۷۷/۲۱ و ۹۳/۰۷ و ۸۵/۱۴ درصد بدست آمد.

با تشکیل ماتریس اغتشاش، (جدول ۴) با توجه به مقادیر شاخص‌های آماری بدست آمده برای تمام کلاس‌های مختلف تازگی ماهی محاسبه شد. در این جدول مقادیر میانگین شاخص‌های آماری برای هر کلاس، شامل: دقت، صحت،

جدول ۴- مقادیر شاخص‌های آماری مربوط به ماتریس اغتشاش به دست آمده برای چهار کلاس تازگی ماهی با طبقه‌بند انفیس برای داده‌های آموزش

سطح زیر منحنی	اختصاصی بودن	حساسیت	صحت	دقت طبقه‌بندی	شاخصه‌های آماری (%)	
					کلاس‌های تازگی ماهی	کلاس‌های واقعی تازگی ماهی
۹۲/۱۵	۹۶/۵	۸۷/۷۹	۷۷/۷	۹۵/۴۴	کاملاً تازه	کاملاً تازه
۸۱/۰۳	۹۴/۰۶	۶۸	۶۴/۹۷	۹۰/۴۲	تازه	تازه
۷۸/۱۶	۹۰/۸۵	۶۵/۴۷	۶۵/۱۸	۸۵/۵۸	نسبتاً تازه	نسبتاً تازه
۸۹/۲۲	۹۰/۸۷	۸۷/۵۷	۹۱/۵۸	۸۹/۱۲	فاسد	فاسد
۸۵/۱۴	۹۳/۰۷	۷۷/۲۱	۷۴/۸۶	۹۰/۱۴	میانگین به ازای هر کلاس	

جدول ۳- ماتریس اغتشاش به دست آمده برای چهار کلاس تازگی ماهی با طبقه‌بند انفیس برای داده‌های آموزش

کلاس‌های واقعی تازگی ماهی	فاسد	نسبتاً تازه	تازه	کاملاً تازه	کلاس‌های واقعی تازگی ماهی	
					کلاس‌های پیش‌بینی شده تخمین تازگی	کلاس‌های واقعی تازگی ماهی
۱۱۵	۲۹	۳	۱	۱۱۵	کاملاً تازه	کاملاً تازه
۱۶	۱۰۲	۲۸	۱۱	۱۶	تازه	تازه
۰	۱۹	۱۴۶	۵۹	۰	نسبتاً تازه	نسبتاً تازه
۰	۰	۴۶	۵۰۰	۰	فاسد	فاسد

پیدا کردن یک رابطه غیرخطی بین تازگی ماهی و تغییرات بوجود آمده در بدن ماهی سیم سفید (*Parabramis pekinensis*) در طول دوره نگهداری بکار بردند. نتایج بدست آمده با استفاده از روش بینایی کامپیوتر نرخ ۹۴/۱۷٪ را برای مجموعه داده‌های آموزش و نرخ ۹۰٪ را برای داده‌های آزمون را نشان داد. Ghasemi-Varnamkhasi (2016) et al., تازگی و کیفیت میگوی (*litopenaeus vannamei*) را از طریق تغییرات در رنگ به کمک روش پردازش تصویر بررسی کردند. با استفاده از ترکیب روش‌های درخت تصمیم و LDA بالاترین دقت طبقه‌بندی تازگی میگو ۹۰٪ بدست آمد.

در جدول ۵ ماتریس اغتشاش حاصل از داده‌های آزمون برای چهار کلاس مختلف تشکیل شده و در جدول ۶ مقادیر شاخص‌های آماری محاسبه شده برای تمام کلاس‌های مختلف تازگی ماهی آمده است. با توجه به جدول ۶ مقادیر میانگین به ازای هر کلاس دقت، حساسیت، اختصاصی بودن و سطح زیر منحنی (AUC) ترتیب برابر با ۰/۳۳، ۰/۷۹، ۰/۳۶، ۰/۷۷، ۰/۹۲ و ۸۴/۹۷ درصد می‌باشد. همانگونه که از نتایج جدول ۶ قابل مشاهده است طبقه‌بند انفیس توانسته است طبقه‌بندی مطلوبی جهت تشخیص تازگی ماهی برای داده‌های آزمون داشته باشد. Huang et al., (2016) الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی پس انتشار (BP-ANN) را برای ایجاد یک مدل پیش‌بینی برای

جدول ۶- مقادیر شاخص‌های آماری مربوط به ماتریس اغتشاش به دست آمده برای چهار کلاس تازگی ماهی با طبقه‌بند انفیس برای داده‌های تست

سطح زیر منحنی	اختصاصی بودن	حساسیت	صحت	دقت طبقه‌بندی	شاخصه‌های آماری (%)	
					کلاس‌های تازگی ماهی	کلاس‌های واقعی تازگی ماهی
۹۱/۲۱	۹۹/۵۷	۸۲/۸۶	۹۶/۶۷	۹۷/۴	کاملاً تازه	کاملاً تازه
۸۶/۵۳	۹۵/۲۸	۷۷/۷۸	۷۱/۷۹	۹۲/۹۴	تازه	تازه
۷۴/۸۶	۸۹/۷۲	۶۰	۶۰	۸۳/۶۴	نسبتاً تازه	نسبتاً تازه
۸۷/۲۶	۸۵/۷۱	۸۸/۸۱	۸۷/۵۹	۸۷/۳۶	فاسد	فاسد
۸۴/۹۷	۹۲/۵۷	۷۷/۳۶	۷۹/۰۱	۹۰/۳۳	میانگین به ازای هر کلاس	

جدول ۵- ماتریس اغتشاش به دست آمده برای چهار کلاس تازگی ماهی با طبقه‌بند انفیس برای داده‌های آزمون

کلاس‌های واقعی تازگی ماهی	فاسد	نسبتاً تازه	تازه	کاملاً تازه	کلاس‌های واقعی تازگی ماهی	
					کلاس‌های پیش‌بینی شده تخمین تازگی	کلاس‌های واقعی تازگی ماهی
۲۹	۰	۱	۰	۲۹	کاملاً تازه	کاملاً تازه
۶	۲۸	۴	۱	۶	تازه	تازه
۰	۷	۳۳	۱۵	۰	نسبتاً تازه	نسبتاً تازه
۰	۱	۱۷	۱۲۷	۰	فاسد	فاسد

مخرب که بصورت مستقیم و با سرعت و دقت بالا بتواند اساسی‌ترین فاکتور کیفی آن یعنی تازگی، را مورد ارزیابی قرار دهد دارای اهمیت بسزایی است. بنابراین در این پژوهش روش

نتیجه‌گیری  
با توجه به نقش ماهی، بعنوان یکی از مهمترین فرآورده‌های شیلات در رژیم غذایی انسان، یافتن روشی اقتصادی و غیر

شاخص‌های آماری نظیر دقت، صحت، حساسیت و اختصاصی بودن به منظور ارزیابی طبقه‌بند بکار رفت. در نهایت حاصل مقادیر میانگین شاخص‌های آماری نظیر دقت، صحت، حساسیت و اختصاصی بودن و سطح زیر منحنی (AUC) برای هر کلاس به دست آمده از ماتریس اغتشاش، به ترتیب برابر با ۹۰/۳۳، ۷۹/۰۱، ۷۷/۳۶، ۹۲/۵۷ و ۸۴/۹۷ درصد بدست آمد. بنابراین نتایج حاصل از این طبقه بندی نشان داد که این سیستم قابلیت تشخیص تازگی ماهی در طول دوره نگهداری را بعنوان یک روش هوشمند، سریع، غیرمخرب و با دقت مناسب را دارد.

پردازش تصویر در ترکیب با سامانه استنتاج عصبی فازی تطبیقی (انفیس) برای تشخیص تازگی ماهی بکار گرفته شد. بدین ترتیب تصاویر از ۴۸ نمونه ماهی بصورت روزانه (از هر دو سمت نمونه‌ها) به مدت دو هفته تهیه شده، وارد مراحل پیش پردازش و انتقال به فضاهای رنگی RGB، HSI و  $L^*a^*b^*$  شدند و در نهایت ویژگی‌های آماری مرتبط با بافت تصاویر از هر یک از کانال‌های مذکور استخراج گردیدند. به منظور افزایش سرعت و دقت طبقه‌بندی از روش کاهش ابعاد PCA برای کاهش ابعاد ماتریس ویژگی استفاده گردید. همچنین طبقه بندی تصاویر به کمک سامانه انفیس انجام گرفت. سپس

## REFERENCES

- Balaban, M.O., Odabasi, A.Z., Damar S., Oliveira, A.C. (2011). Quality Evaluation of. *Computer Vision Technology for Food Quality Evaluation*, 189.
- Brosnan, T. & Sun, D.-W. (2004). Improving quality inspection of food products by computer vision – a review. *Journal of Food Engineering*, 61(1), 3–16.
- Castellano, G. & Faneli, A.M. (2001). A selforganizing neuro network inference network. *University dehi Studi di Bari, Dipartimento di Informatica*, Via E. Orabona, 4-70126 Bari-ITALY.
- Chaudhary, P., Chaudhari, A. K., Dr. Cheeran, A. N. & Godara., Sh. (2012). Color Transform Based Approach for Disease Spot Detection on Plant Leaf. *International journal of computer science and telecommunications*, 3(6), 65-70.
- Cheng, J. H., Sun, D.-W., Han, Z. & Zeng, X. A. (2014). Texture and structure measurements and analyses for evaluation of fish and fillet freshness quality: a review. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, 13(1), 52-61.
- Cheng, J., Sun, D.-W., Zeng, X.-A. & Liu, D. (2013). Recent advances in methods and techniques for freshness quality determination and evaluation of fish and fish fillets: a review. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 55(7), 1012-1025.
- Costa, C., Antonucci, F., Menesatti, P., Pallottino, F., Boglione, C. & Cataudella, S. (2013). An advanced colour calibration method for fish freshness assessment: a comparison between standard and passive refrigeration modalities. *Food and Bioprocess Technology*, 6(8), 2190–2195.
- Dowlati, M., Mohtasebi, S. S., Omid, M., Razavi, S. H., Jamzad, M. & de la Guardia, M. (2013). Freshness assessment of gilthead sea bream (*Sparus aurata*) by machine vision based on gill and eye color changes. *Journal of Food Engineering*, 119(2), 277–287.
- Food and Agriculture Organization (FAO) (2016): FAO yearbook. Fishery and aquaculture statistics. Rome, Italy.
- Gelman, A., Pasteur, R., & Rave, M. (1990). Quality changes and storage life of common carp (*Cyprinus carpio*) at various storage temperatures. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 52(2), 231-247.
- Ghasemi-Varnamkhasti, M., Goli, R., Forina, M., Mohtasebi, S. S., Shafiee, S. & Naderi-Boldaji, M. (2016). Application of image analysis combined with computational expert approaches for shrimp freshness evaluation. *International Journal of Food Properties*, 19(10), 2202-2222.
- Goñi, S.M. & Salvadori, V. O. (2017). Color measurement: comparison of colorimeter vs. computer vision system. *Food Measurement and Characterization*, 11(2), 538-547
- Gonzalez, R.C., Woods, R.E. & Eddins, S.L. (2004). *Digital Image Processing Using MATLAB*, Pearson Prentice Hall: New Jersey, USA.
- Hall, M. A. (2000). Correlation-based Feature Selection for Discrete and Numeric Class Machine Learning. In: *Proceedings of 17th International Conference on Machine Learning*, 29 June – 02 July., Waikato University, Hamilton, New Zealand, PP. 359-366.
- Huang, X., Xu, H., Wu, L., Dai, H., Yao, L., & Han, F. (2016). A data fusion detection method for fish freshness based on computer vision and near-infrared spectroscopy. *Analytical Methods*, 8(14): 2929-2935.
- Judal, A. & Bhadania, A. G. (2015). Role of Machine Vision System in Food Quality and Safety Evaluation. *International Journal of Advance Research and Innovation*, 3(4), 611-615.
- Kanamori, K., Shirataki, Y., Liao, Q., Ogawa, Y., Suzuki, T., & Kondo, N. (2017, May). Fish freshness estimation using eye image processing under white and UV lightings. In *Sensing for Agriculture and Food Quality and Safety IX* (Vol. 10217, p. 102170E). International Society for Optics and Photonics.
- Kavi Niranjana, K. & Kalpana Devi, M. (2015). RGB to Lab Transformation Using Image Segmentation. *International Journal of Advance*

- Research in Computer Science and Management Studies*, 3(11), 8-16.
- Khulal, U., Zhao, J., Hu, W. & Chen, Q. (2016). Nondestructive quantifying total volatile basic nitrogen (TVB-N) content in chicken using hyperspectral imaging (HSI) technique combined with different data dimension reduction algorithms. *Food Chemistry*, 197, 1191–1199.
- Kishore Dutta, M., Issac, A., Minhas, N. & Sarkar, B. (2016). Image processing based method to assess fish quality and freshness. *Journal of Food Engineering*, 177, 50-58.
- Komani, M. H., Mortazavi, A., Safari, Omid. & Mehraban Sang Atash, M. (2013). Investigation the amount of oxidation of rainbow trout (*Oncorhynchus mykiss*) fillet fat stored at  $4 \pm 1$  °C using image processing technique. In: *Proceedings of 2nd National Conference on Food Science and Technology*, 29-30 April., Islamic Azad University, Quchan Branch, Quchan, Iran (In Farsi)
- Labatut, V., & Cherifi, H. (2012). Accuracy measures for the comparison of classifiers. arXiv preprint arXiv:1207.3790.
- Li, C., Heinemann, P. & Sherry, R. (2007). Neuro network and Bayesian network fusion models to fuse electronic nose and surface acoustic wave sensor data for apple defect detection. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 125(1), 301-310.
- Liu, D., Zeng, X. & Sun, D.-W. (2013). NIR Spectroscopy and Imaging Techniques for Evaluation of Fish Quality—A Review. *Applied Spectroscopy Reviews*, 48(8), 609–628.
- Lunda, R., Linhartova, Z., Masilko, J., Dvorak, P., Smole Možina, S. & Mraz, J. (2016). Effect of different types of descaling methods on shelf life of air-/vacuum-packaged common carp (*Cyprinus carpio* L.) fillets under refrigerated storage conditions. *Aquaculture International*, 24(6), 1555-1568.
- Ma, J., Sun, D.-W., Qu, J.-h., Liu, D., Pu, H., Gao, W.-h. & Zeng, X.a. (2016). Applications of computer vision for assessing quality of agri-food products: a review of recent research advances. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 56(1), 113-127.
- Menesatti, P., Costa, C., & Aguzzi, J. (2010). Quality evaluation of fish by hyperspectral Imaging. In D.-W. Sun (Ed.), *Hyperspectral imaging for food quality: Analysis and control* (pp. 273–294). San Diego, California, USA: Academic Press/Elsevier.
- Misimi, E., Erikson, U. & Skavhaug, A. (2008). Quality grading of Atlantic salmon (*Salmo salar*) by computer vision. *Journal of Food Science*, 73(5), E211–E217.
- Nouri Khajavi, M. & Nasernia, E. (2015). Online diagnosis of tool wear in milling operation using vibration analysis and intelligent methods. *Modares Mechanical Engineering*, 15(2), 261-269, (In Farsi)
- Oveisi Argane, F. & Erfanian Omidvar, A. (2008). Extracting features using cross-sectional information for classification of brain signals in brain-computer communication systems. *The CIS Journal on Computer Science and Engineering*, 6(3), 60-67. (In Farsi)
- Piri, N., Ansari, H. & Farid Hoseini, A.R. (2013). Modeling of solar radiation received the Earth using ANFIS and empirical models (Case Study: Zahedan and Bojnourd stations). *Iranian Journal of Energy*, 16 (3), 37-58. (In Farsi)
- Quevedo, R. & Aguilera, J.M. (2010). Computer vision and stereoscopy for estimating firmness in the salmon (*Salmon salar*) fillets. *Food and Bioprocess Technology*, 3(4), 561–567.
- Saberioon, M., Gholizadeh, A., Cisar, P., Pautsina, A. & Urban, J. (2017). Application of machine vision systems in aquaculture with emphasis on fish: state-of-the-art and key issues. *Reviews in Aquaculture*, 9(4), 369-387.
- Safavi, H.R. & Golmohammadi, M.H. (2016). Evaluating the Water Resource Systems Performance Using Fuzzy Reliability, Resilience and Vulnerability. *Iran-Water Resources Research*, 12(1), 68-83. (In Farsi)
- Sangwine, S.J. & Horne, R. E. N. (1998) (Eds.), *The Colour Image Processing Handbook*. Chapman & Hall, London.
- Shahabi Ghoyonlooyi, M., Rafiei, Sh., Mohtasebi, S.S. & Hoseinpour, S. (2014). Application of artificial neuro network and adaptive neuro-fuzzy inference systems in determining the moisture content in green tea sheets based on colored parameters. *Biosystem Engineering of Iran*, 44(2), 125-133. (In Farsi)
- Shahriar Sazzad, T. M., Islam, S., Mahbubur Rahman Khan Mamun, M. & Zahid Hasan, Md. (2013). Establishment of an Efficient Color Model from Existing Models for Better Gamma Encoding In Image Processing. *International Journal of Image Processing*, 7(1), 90-100.
- Shi, Z. & He, L. (2010). Application of neuro networks in medical image processing. In: *Proceedings of 2nd International Symposium on Networking and Network Security*, 2-4 April., Jिंगgangshan, China.
- Sokolova, M. & Lapalme, Guy. (2009). A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing & Management*, 45(4), 427–437.
- Taheri-Garavand, A. (2015). Implementation and development fault diagnosis of cooling system radiator using combined thermography and artificial intelligence techniques, PhD. dissertation, University of Tehran, Iran. (In Farsi)
- Taheri-Garavand, A., Ahmadi, H., Omid, M., Mohtasebi, S.S., Mollazade, K., Russell Smith, A. J. & Carlomagno, G. M. (2015). An intelligent approach for cooling radiator fault diagnosis based oninfrared thermal image processing technique. *Applied Thermal Engineering*, 87, 434-443.

Wang, F., Zang, Y., Wo, Q., Zou, C., Wang, N., Wang, X., & Li, D. (2013). Fish freshness rapid detection based on fish-eye image. In PIAGENG 2013: Image Processing and Photonics for Agricultural Engineering (Vol. 8761, p. 87610A). International Society for Optics and Photonics.

Yagoobi-Soureh, A., Alizadeh-Khaled Abad, M. & Rezazad Bari, M. (2013). Application of image

processing for determination of L\*, a\*and b\*indices in color measurement of foods, *Journal of Food Research (University of Tabriz)*, 23(3), 411- 422.

Zhou, X., Yuan, J. & Liu, H. (2015). A traffic light recognition algorithm based on compressive tracking. *International Journal of Hybrid Information Technology*, 8(6), 323-332.