

تشخیص ارقام مختلف نخود با استفاده از یک سامانه بینایی رایانه‌ای مبتنی بر هوش محاسباتی

راضیه پوردربانی^{۱*} و سجاد سبزی^۱

تاریخ پذیرش: ۹۹/۱۱/۲۶

تاریخ دریافت: ۹۹/۱۱/۲

۱- گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران

E-mail: r_pourdarbani@uma.ac.ir

* مسئول مکاتبه

چکیده

نخود زراعی یکی از انواع مختلف حبوبات و دارای مصارف مختلف غذایی است. این محصول همانند سایر محصولات کشاورزی دارای ارقام مختلفی است که در بسیاری از موارد هر رقم دارای کاربرد خاصی است. بنابراین، تشخیص ارقام مختلف نخود دارای اهمیت می‌باشد. به همین دلیل هدف از مطالعه جاری ارائه یک سیستم بینایی کامپیوتر به منظور تشخیص سه رقم شبیه به هم نخود یعنی آرمان، عادل و آزاد بود. این سیستم دارای مراحل مختلف قطعه‌بندی، استخراج خصوصیات مختلف رنگی و بافتی، انتخاب خصوصیات موثر و در نهایت طبقه‌بندی است. برای انجام عملیات طبقه‌بندی از فضای رنگی YCbCr و اعمال آستانه بر روی مولفه‌های اول و دوم این فضای رنگی استفاده گردید. در مرحله استخراج خصوصیات مختلف، ۸۴ خصوصیت رنگی و ۸۰ خصوصیت بافتی ماتریس هم‌وقوعی سطح خاکستری استخراج گردید. از میان این خصوصیات مختلف استخراجی، ۴ خصوصیت مولفه دوم اضافی فضای رنگی YCbCr، انرژی مربوط به زاویه ۴۵ درجه، میانگین مولفه اول فضای رنگی YCbCr و انحراف استاندارد مربوط به زاویه ۱۳۵ درجه با استفاده از هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم تکامل تفاضلی به عنوان خصوصیات موثر انتخاب شدند. به منظور طبقه‌بندی از سه طبقه بند هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم فرهنگی، هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم زنبورها و هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم رقابت استعماری استفاده گردید و جهت بررسی میزان قابلیت اعتماد هر طبقه بند ۱۰۰۰ تکرار انجام شد. در نهایت نتایج نشان داد که نرخ تشخیص صحیح طبقه‌بندهای هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم فرهنگی، هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم زنبورها و هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم رقابت استعماری در بهترین تکرار به ترتیب برابر بودند با ۹۸/۹۲ و ۹۹/۴۶ و ۹۸/۹۲ درصد.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم بهینه‌سازی، خصوصیات رنگی، خصوصیات بافتی، فضای رنگی، نخود، هیبرید شبکه عصبی مصنوعی

Detection of Different Chickpea Varieties Using a Computer Vision System Based on Computational Intelligence

Razieh Pourdarbani^{1*} and Sajad Sabzi¹

1- Department of Biosystem Engineering, Faculty of Agriculture, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran

*Corresponding author: r_pourdarbani@uma.ac.ir

Abstract

Chickpea is one of the legumes that have different nutritional uses. It is important to identify different chickpea varieties. For this reason, the aim of the present study was to develop a computer vision system to identify three similar chickpea varieties, namely, Adel, Arman and Azad using different artificial neural network hybrids including hybrid ANN- DE, hybrid ANN- CA, hybrid ANN-BA and hybrid ANN- ICA. In order to perform the segmentation, the image was first converted to YCbCr color space, and chickpeas were isolated from the background. Then, different properties were extracted in two color and texture areas based on gray surface co-occurrence matrix (GLCM). The YCBCR, YIQ, CMY, HSV and HSI color spaces were also extracted. Textural properties are extracted using the gray-area coherent matrix based on the position of the pixels of equal value. The multilayer perceptron artificial neural network divides the whole data into three categories data for training, the data for validation, and the third data for testing. Result showed that in all three classifications, the area under the curve for the correct class is lower than for the others, which means that the classifiers did not correctly identify the examples for this class and there is probably a high degree of sharing of selective affective properties between Adel, Arman and Azad classes. All classifiers have acceptable performance. Comparing the values of the classifier parameters, it can be seen that hybrid ANN-CA has higher values than the other classifiers, so it can be concluded that this classifier performs better than the other two classifiers. The results showed that the correct detection rates of hybrid ANN-CA, hybrid ANN-BA and hybrid ANN-ICA were 98.92, 99.46 and 92.92, respectively.

Keywords: Chickpea, Color properties, Hybrid artificial neural network, Optimization algorithm, Texture properties

How to cite:

Pourdarbani R., and Sabzi, S. 2020. *Detection of Different Chickpea Varieties Using a Computer Vision System Based on Computational Intelligence*. Journal of Agricultural Mechanization 5 (1): 21-31.

۱- مقدمه

نخود زراعی یکی از مهم‌ترین حبوبات است که قرن‌ها در کشورهای خاورمیانه، هندوستان، پاکستان، ایران، یونان و حتی جنوب اروپا کشت می‌شود. جایگاه ایران از نظر کشت، بعد از هند و پاکستان و ترکیه در رتبه چهارم قرار دارد. بنابراین، این ضرورت احساس می‌شود که توجه بیشتری در زمینه افزایش عملکرد حبوبات مبدول شود تا در جهت افزایش رونق اقتصاد کشاورزی و اشتغال‌زایی در کشور استفاده نمایند. از آنجایی که هر رقم نخود دارای کاربردی خاص در صنعت غذایی و همچنین قیمت‌های متفاوت است، ارائه یک الگوریتم جامع جهت تشخیص دقیق نوع رقم نخود لازم و ضروری می‌باشد. استفاده از محصولات کشاورزی درجه‌بندی موجب توسعه فروشگاه‌های مدرن زنجیره‌ای و رشد تجارت الکترونیکی در آینده خواهد شد. به کمک فن‌آوری بینایی ماشین، جداسازی و درجه‌بندی محصولات کشاورزی با هزینه کمتر و با دقت و کیفیت بهتری انجام می‌پذیرد. سیستم بینایی ماشین کاربردهای گسترده‌ای در زمینه‌های مختلف از جمله پزشکی، نظارت بر ترافیک، بازرسی محصولات صنعت، کشاورزی و صنایع غذایی از قبیل درجه‌بندی، برداشت و ارزیابی خودکار و شناسایی انواع مختلف دانه به صورت غیرمخرب دارند (Chagule & Mali, 2014; Hong et al, 2015; Sabzi et al, 2018; Kheiralipour, 2019 2018; Jahanbakhshi & Ajaz & Hussain, 2015; Volasov & Fadeev, 2017; Fawzi, 2018).

در مطالعه دیگری، برای شناسایی انواع مختلف ذرت سالم و آسیب دیده، سیستم جدیدی بر اساس بینایی ماشین طراحی شد. برای این دوره از یک پایگاه داده، شامل تصاویر ذرت معمولی و ذرت آسیب دیده یعنی کپک زده، عفونی‌شده با قارچ، آفت‌زده و پوسیده استفاده شد. نتیجه طبقه‌بندی برای طبقه‌بندی ذرت معمولی و شش ذرت آسیب دیده مختلف دارای دقت طبقه‌بندی بالاتر از ۷۴٪ بود (Lin et al, 2019). محققان دیگر، روشی جدید را مبتنی بر فناوری‌های تجزیه و تحلیل تصویر برای تبعیض بذره‌های معیوب از بذر سالم عدس ارائه دادند. آن‌ها چندین ویژگی رنگ، شکل و بافت را

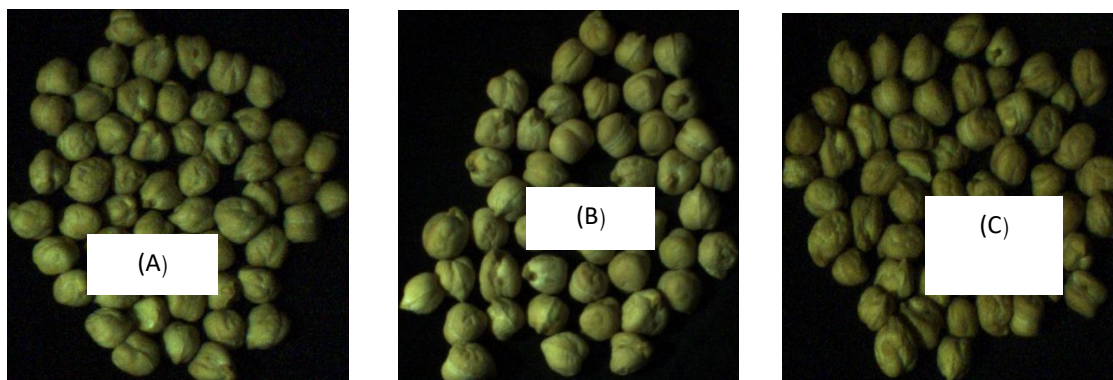
استخراج کردند. سپس از این ویژگی‌ها به عنوان ورودی برای طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان استفاده شد. نتایج نشان داد که دقت روش آنها ۹۸/۹٪ بود (HemaChitra & Suguna, 2018). Kurtulmus et al. (2016) الگوریتمی بر اساس بینایی ماشین در ترکیب با شبکه عصبی برای طبقه‌بندی انواع مختلف دانه‌های لفل ارائه دادند. به منظور آموزش این الگوریتم از ۸۳۲ نمونه استفاده شد. پس از تصویربرداری، برخی از ویژگی‌های رنگ، شکل و بافت از هر نمونه استخراج شد. در نهایت از این ویژگی‌ها به عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده شد. نتیجه نشان داد که دقت این طبقه‌بندی ۸۴/۹۴٪ بود.

هدف از تحقیق جاری ارائه یک سامانه بینایی رایانه‌ای به منظور تشخیص سه رقم نخود شبیه به هم عادل، آرمان و آزاد با استفاده از هیبریدهای مختلف شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. از هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم تکامل تفاضلی جهت انتخاب خصوصیات موثر و از هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم فرهنگی، هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم زنبورها و هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم رقابت استعماری جهت انجام عملیات طبقه‌بندی استفاده شد.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- نمونه‌های استفاده شده

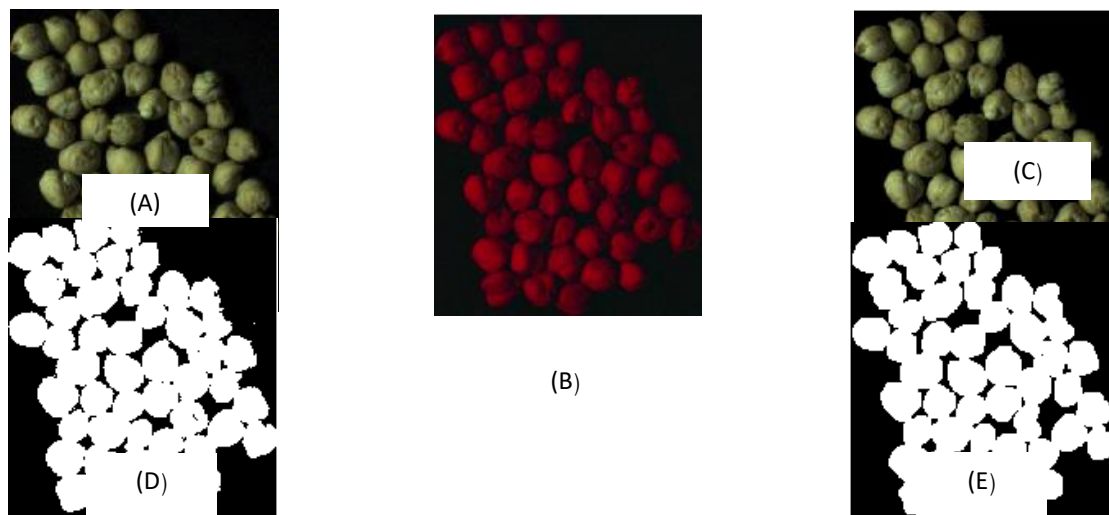
در این مطالعه از سه رقم مختلف نخود شامل عادل، آرمان و آزاد که شباهت‌های زیادی نسبت به هم دارند به منظور آموزش سامانه بینایی رایانه‌ای استفاده شد. نخودها از بازار محلی استان کرمانشاه تهیه شدند. شکل ۱ سه تصویر نمونه از رقم‌های مختلف نخود را نشان می‌دهد که توسط یک دوربین صنعتی (DFK 23GM021 (CMOS, 120 fps در ارتفاع ثابت ۱۰ سانتی‌متر در بالای نمونه‌ها تهیه شده‌اند. جهت تهیه این تصاویر از لامپ‌های LED سفید رنگ با شدت نور ۳۲۷ لوکس استفاده شدند. از رقم‌های عادل و آزاد ۲۰۴ و از رقم آرمان ۲۰۳ تصویر به صورت توده‌ای اکتساب شدند. ۷۰ درصد هر نمونه جهت آموزش هیبریدهای مختلف شبکه عصبی مصنوعی و ۳۰ درصد باقیمانده جهت آزمون آن‌ها مورد استفاده قرار گرفتند.



شکل ۱- سه نمونه تصویر از ارقام مختلف نخود. الف: رقم نخود عادل، ب: رقم نخود آرمان، پ: رقم نخود آزاد
Fig 1. Three image samples of different chickpea varieties. A: Adel cultivar, B: Arman cultivar, C: Azad cultivar

۲-۲- قطعه‌بندی و استخراج اشیاء

قطعه‌بندی یکی از مهم‌ترین مراحل سیستم‌های کامپیوتر بینایی و ماشین بینایی است؛ زیرا در صورتی که قطعه‌بندی درست انجام نشود یا اشیاء اصلی به‌عنوان پس‌زمینه حذف می‌شوند و یا پیکسل‌های پس‌زمینه به‌عنوان اشیاء اصلی در نظر گرفته می‌شوند که در هر صورت خطای سیستم کامپیوتر بینایی افزایش خواهد یافت. در این مطالعه از روش قطعه‌بندی مبتنی بر آستانه استفاده شد. به‌منظور انجام عملیات قطعه‌بندی در ابتدا تصویر دریافتی به فضای رنگی YCbCr تبدیل شد و سپس با استفاده از معادله (۱) عملیات جداسازی نخودها از پس‌زمینه انجام شد.



شکل ۲- مراحل مختلف عملیات قطعه‌بندی. الف: تصویر اصلی، ب: تصویر اصلی در فضای رنگی YCbCr، پ: تصویر قطعه‌بندی شده با استفاده از معادله (۱)، ت: تصویر باینری مربوط به تصویر پ، ج: تصویر باینری بهبود یافته

Fig 2. Different stages of segmentation operation. A: original image, B: original image in YCbCr color space, C: fragmented image using equation (1), D: binary image related to image C, E: improved binary image

۲-۳- استخراج خصوصیات مختلف از نمونه‌ها

در این مطالعه خصوصیات مختلفی در دو زمینه رنگی و بافتی مبتنی بر ماتریس هم‌وقوعی سطح خاکستری (GLCM) استخراج شدند. خصوصیات رنگی استخراجی به دو گروه تقسیم می‌شوند: ۱- خصوصیات آماری و ۲- خصوصیات مربوط به شاخص‌های گیاهی. خصوصیات آماری عبارتند از میانگین کانال اول، میانگین کانال دوم، میانگین کانال سوم، انحراف معیار کانال اول، انحراف معیار کانال دوم، انحراف معیار کانال سوم و میانگین کانال‌های اول، دوم و سوم برای تمام فضاها رنگ RGB، YIQ، CMY، YIQR، YCBCR، HSV و HSI. بنابراین، $۴۲ = ۶ \times ۷$ خصوصیت از این گروه استخراج شد. در این مطالعه این ویژگی‌ها از فضاها رنگی YCBCR، YIQ، CMY، HSV و فضاها رنگ HSI نیز استخراج شدند. بنابراین، تمام ویژگی‌های استخراجی در این زمینه $۱۴ \times ۶ = ۸۴$ ویژگی بودند. خصوصیات بافتی بر اساس ماتریس هم‌وقوعی سطح خاکستری، بر مبنای موقعیت قرارگیری پیکسل‌های با ارزش یکسان استخراج می‌شوند.

۲-۴- انتخاب خصوصیات موثر بین خصوصیات

استخراجی

استفاده از همه ۱۶۴ خصوصیت استخراجی جهت انجام عملیات طبقه‌بندی امکان‌پذیر نمی‌باشد، چون حتی اگر این خصوصیات با یکدیگر در تضاد نباشند، زمان به‌عنوان یک عامل محدود کننده در عملیات‌های برخط اجازه استفاده از همه‌ی خصوصیات را نمی‌دهد. در حقیقت استخراج هر خصوصیت نیاز به مصرف زمان دارد و هر اندازه تعداد خصوصیات استخراجی کمتر باشد زمان مصرفی نیز کمتر می‌باشد. به همین دلیل در این مطالعه از روش هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - تکامل تفاضلی^۱ به‌منظور انتخاب خصوصیات موثر استفاده گردید. روش کار بدین صورت می‌باشد که در ابتدا کل خصوصیات استخراجی به‌عنوان یک بردار در نظر گرفته می‌شود. در مرحله بعد با استفاده از الگوریتم تکامل تفاضلی بردارهایی با اندازه‌های مختلف از خصوصیات استخراجی از نخودها به‌عنوان ورودی به شبکه عصبی

¹ Hybrid Artificial Neural Network – Differential Evolution (ANN-DE)

مصنوعی ارسال می‌گردد و شبکه عصبی مصنوعی پس از دریافت هر بردار از خصوصیات، و تحلیل آن‌ها (در اینجا پس از طبقه‌بندی) مقدار میانگین مربعات خطا را ثبت می‌کند و هر برداری از خصوصیات که دارای کمترین میزان میانگین مربعات خطا باشند به‌عنوان بردار بهینه و خصوصیات درون این بردار به‌عنوان خصوصیات موثر انتخاب می‌شوند. شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه کل داده‌ها را به سه دسته تقسیم می‌کند، دسته اول شامل ۷۰ درصد از داده‌ها جهت آموزش، دسته دوم شامل ۱۵ درصد از داده‌ها جهت اعتبارسازی و دسته سوم نیز شامل ۱۵ درصد داده‌ها جهت آزمون می‌باشند. از یک شبکه عصبی تک لایه با تعداد نرون ۱۰، تابع انتقال tansig، تابع آموزش شبکه پس انتشار برگشتی trainlm و تابع یادگیری وزن/بایاس پس انتشار برگشتی learnlv1 جهت انتخاب خصوصیات موثر به کمک الگوریتم تکامل تفاضلی استفاده شد.

۲-۵- طبقه‌بندی ارقام مختلف نخود

به‌منظور طبقه‌بندی رقم‌های مختلف نخود از سه طبقه‌بند هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم فرهنگی^۱، هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم زنبورها^۲ و هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم رقابت استعماری^۳ استفاده شد. هر شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه دارای ۵ پارامتر قابل تنظیم می‌باشد که عملکرد شبکه عصبی مصنوعی به تنظیم بهینه این پارامترها وابسته می‌باشد. این پارامترهای قابل تنظیم عبارتند از تعداد لایه‌ها، تعداد نرون در هر

لایه، تابع انتقال، تابع آموزش شبکه پس انتشار برگشتی و تابع یادگیری وزن/بایاس پس انتشار برگشتی. در این مطالعه، این پارامترها توسط سه نوع مختلف الگوریتم یعنی الگوریتم فرهنگی، الگوریتم زنبورها و الگوریتم رقابت استعماری تنظیم شدند. تعداد لایه‌های قابل قبول جهت تنظیم حداقل ۱ و حداکثر ۳ بود. تعداد نرون در لایه اول بین ۱ و ۲۵ و در سایر لایه‌ها بین ۰ و ۲۵ قابل تنظیم بود. روش کار تنظیم این پارامترها توسط الگوریتم‌های ذکر شده بدین صورت می‌باشد که در ابتدا الگوریتم بهینه‌سازی این پارامترها را به‌صورت یک بردار با حداقل ۴ و حداکثر ۸ عضو در نظر می‌گیرند و جهت پیکربندی ساختار شبکه عصبی مصنوعی به شبکه ارسال می‌کنند. ورودی شبکه عصبی مصنوعی خصوصیات موثر انتخابی و خروجی آن کلاس‌های مختلف مربوط به ارقام نخود می‌باشد. پس از هر بار پیکربندی شبکه عصبی مصنوعی توسط الگوریتم بهینه‌ساز، مقدار میانگین مربعات خطا ثبت می‌گردد. در نهایت هر ساختار پیشنهادی توسط الگوریتم بهینه‌سازی که دارای کمترین مقدار میانگین مربعات خطا باشد به‌عنوان ساختار بهینه انتخاب می‌گردد. به‌منظور بررسی قابلیت اعتماد طبقه‌بندها، ۱۰۰۰ تعداد تکرار انجام شد و نتایج مربوط به این ۱۰۰۰ تعداد تکرار مورد تحلیل قرار گرفت. در حقیقت به دلیل تصادفی بودن شبکه عصبی مصنوعی، انجام تکرارهای مختلف عملکرد واقعی شبکه و قابلیت اعتماد پذیر بودن آن را نشان می‌دهد. جدول ۱ پارامترهای مختلف قابل تنظیم شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه تنظیم شده توسط الگوریتم‌های فرهنگی، زنبورها و رقابت استعماری را نشان می‌دهد.

جدول ۱- پارامترهای تنظیم شده شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه توسط الگوریتم‌های مختلف

Table 1. Parameters of Multilayer PANN Adjusted by Different Algorithms

طبقه‌بند Classifier	هیبرید ANN-CA	هیبرید ANN-BA	هیبرید ANN-ICA
تعداد نرون‌ها	لایه اول: ۱۰، لایه دوم: ۲۵، لایه سوم: ۱۷	لایه اول: ۲۰، لایه دوم: ۱۲	لایه اول: ۱۰، لایه دوم: ۲۴
Number of Neurons	first layer: 10; second layer: 25; third layer: 17	first layer: 20, second layer: 12	first layer: 10, second layer: 24
تعداد لایه‌ها	3	3	3
Number of Layers			
تابع انتقال	لایه اول: tansig، لایه دوم: radbas، لایه سوم: tansig	لایه اول: tansig، لایه دوم: satlins	لایه اول: tansig، لایه دوم: tribas
Transfer Function	First layer: tansig, Second layer: tansig, Third layer: radbas	First layer: tansig, second layer: satlins	First layer: tansig, second layer: tribas
تابع آموزش شبکه پس انتشار برگشتی	trainlm	trainrp	trainbfg
Recurrent Back Propagating Network Training Function			
تابع یادگیری وزن/بایاس پس انتشار برگشتی	learnngdm	learnngd	learncon
Weight / Bias Back Propagating Learning Function			

¹ Hybrid Artificial Neural Network – Culture Algorithm (ANN-CA)

² Hybrid Artificial Neural Network – Bees Algorithm (ANN-BA)

³ Hybrid Artificial Neural Network – Imperialist Competitive Algorithm (ANN-ICA)

۲-۶- پارامترهای ارزیابی عملکرد طبقه‌بندها

معیارهای ارزیابی عملکرد طبقه‌بندها در قالب ماتریس اغتشاش و منحنی عملیاتی دریافت‌کننده (ROC) می‌باشند. ماتریس اغتشاش ماتریسی می‌باشد که نمونه‌های واقعی و پیش‌بینی شده توسط طبقه‌بند را به هم مربوط می‌کند. این ماتریس مربعی می‌باشد و به تعداد کلاس‌ها دارای بعد می‌باشد. به عنوان مثال اگر دو طبقه وجود داشته باشد ماتریس درهم‌ریختگی 2×2 می‌باشد. با استفاده از این ماتریس معیارهای مختلف قابل تعریف و اعمال می‌باشند که در ادامه تعدادی از این معیارها بررسی خواهند شد.

حساسیت یا بازخوانی:

چند درصد از نمونه‌های درست، به درستی تشخیص داده شده‌اند (معادله ۲).

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 \quad (2)$$

دقت:

درصد کل پاسخ‌های صحیح سیستم (معادله ۳)

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \times 100 \quad (3)$$

ویژگی:

چند درصد از نمونه‌های نادرست، به درستی تشخیص داده شده‌اند (معادله ۴).

$$\text{Specificity} = \frac{TP}{TP + FP} \times 100 \quad (4)$$

صحت:

چند درصد از خروجی‌های درست تشخیص داده شده، واقعاً درست است (معادله ۵).

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \times 100 \quad (5)$$

معیار F:

میانگین وزن‌دار هارمونیک Recall و Precision (معادله ۶)

$$F_{\text{measure}} = \frac{2 \times \text{Recall} \times \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}}$$

که TP تعداد نمونه‌های هر کلاس که درست طبقه‌بندی شده‌اند. TN برابر است با تعداد نمونه‌های روی قطر اصلی ماتریس کنفیوژن منهای تعداد نمونه‌هایی که به درستی در کلاس موردنظر طبقه‌بندی شده‌اند. FN به صورت مجموع نمونه‌های افقی کلاس مورد بررسی منهای تعداد نمونه‌هایی که به درستی در کلاس موردنظر طبقه‌بندی شده‌اند تعریف می‌گردد. و FP مجموع نمونه‌های عمودی کلاس مورد بررسی منهای تعداد نمونه‌هایی که به درستی در کلاس مورد نظر طبقه‌بندی شده‌اند، می‌باشد.

نمودارهای ROC درون یک دستگاه مختصاتی با سه محور رسم می‌شوند، محور افقی که نرخ FP است، محور عمودی که نرخ TP است و یک نیمساز. به تعداد کلاس‌هایی که وجود دارد نمودار رسم می‌گردد. هر اندازه که سطح زیرین نمودار از سطح بالایی آن بیشتر باشد نشان‌دهنده بالا بودن عملکرد سیستم طبقه‌بند است. بنابراین هر چه نمودار به حالت قائم شبیه باشد، نشان دهنده بالا بودن عملکرد سیستم طبقه‌بند خواهد بود (Guijarro et al., 2015). یکی از معیارهایی که براساس نمودار ROC عملکرد طبقه‌بندها را بررسی می‌کند سطح زیر نمودار (AUC) می‌باشد. حداقل مقدار این معیار ۰/۵ و حداکثر آن ۱ می‌باشد و همانگونه که از اسم آن پیدا است مقدار سطح زیر نمودار ROC را می‌سنجد.

۳- نتایج و بحث

۳-۱- خصوصیات موثر انتخابی

در میان ۱۶۴ خصوصیت استخراجی از نمونه‌های مختلف نخود، خصوصیات کانال دوم اضافی فضای رنگی YCbCr، انرژی مربوط به زاویه ۴۵ درجه، میانگین کانال اول فضای رنگی YCbCr، و انحراف استاندارد مربوط به زاویه ۱۳۵ درجه به عنوان خصوصیات موثر انتخاب شدند. جدول ۲ میانگین خصوصیات موثر انتخابی در هر طبقه را نشان می‌دهد. همانگونه که مشاهده می‌گردد مقدار میانگین هر خصوصیت در طبقه‌های مختلف دارای هم‌پوشانی نمی‌باشند. این بدین معنی است که روش هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم تکامل تفاضلی با دقت فراوان خصوصیات موثر را انتخاب کرده است.

جدول ۲- میانگین خصوصیات موثر انتخابی در هر طبقه

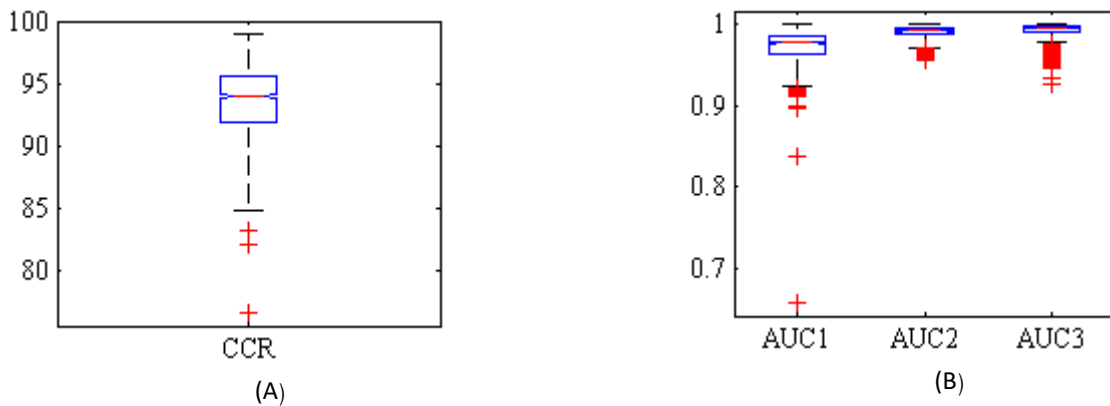
Table 2. Average value for the most effective features in each level

انحراف استاندارد	میانگین کانال اول فضای رنگی YCbCr	انرژی مربوط به زاویه ۴۵ درجه	کانال دوم اضافی فضای رنگی YCbCr	
مربوط به زاویه ۱۳۵ درجه	2 nd Chanel of YCbCr	Energy of Angle 45	1 st Chanel of YCbCr	
SD of Angle 135				
1.358	51.28	0.286	0.184	1 st Level
1.573	55.64	0.274	0.169	2 nd Level
1.154	46.39	0.313	0.206	3 rd Level

۳-۲- طبقه‌بندی ارقام مختلف نخود با استفاده از طبقه‌بند هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم فرهنگی

شکل ۳ نمودار جعبه‌ای نرخ طبقه‌بندی صحیح و سطوح زیر منحنی کلاس‌های عادل، آرمان و آزاد از معیارهای ارزیابی طبقه‌بند هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم فرهنگی برای ۱۰۰۰ تکرار را نشان می‌دهد. هر اندازه نمودارهای جعبه‌ای فشرده‌تر باشند نشان‌دهنده این می‌باشد که در تکرارهای مختلف طبقه‌بند نتایج شبیه به هم را داشته و بنابراین می‌توان ادعا کرد که طبقه‌بند قابل اعتماد می‌باشد. همانگونه که این شکل نشان می‌دهد به غیر از ۳ تکرار، سایر تکرارها دارای نرخ طبقه‌بندی صحیح بیشتر از ۸۵ درصد می‌باشند و همچنین بیش از نیمی از تکرارها دارای نرخ طبقه‌بند صحیح بالای ۹۴ درصد می‌باشند. جدول ۵ ماتریس اغتشاش و درصد کل طبقه‌بندی صحیح

طبقه‌بند هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم فرهنگی برای داده‌های تست در ۱۰۰۰ تکرار را نشان می‌دهد. چون ۱۸۵ داده آزمون وجود دارد و ۱۰۰۰ تکرار نیز اجرا گردید بنابراین کل داده‌ها ۱۸۵۰۰۰ داده خواهد بود. به عبارت دیگر چون ۳۰ درصد رقم‌های عادل و آزاد معادل ۶۲ تصویر و ۳۰ درصد رقم آرمان معادل ۶۱ تصویر می‌باشد بنابراین در ۱۰۰۰ تکرار، تعداد کل نمونه‌های عادل و آزاد ۶۲۰۰۰ و تعداد کل نمونه آرمان ۶۱۰۰۰ بود. جدول ۵ نشان می‌دهد که بیشترین و کمترین تعداد نمونه‌های به صورت اشتباه طبقه‌بندی شده مربوط به کلاس عادل و آرمان می‌باشد که به ترتیب ۱۰/۷۹ و ۳/۲۶ درصد می‌باشند. میانگین درصد کل تشخیص صحیح این طبقه‌بند بالای ۹۳ درصد می‌باشد. نتایج نشان داد که در بهترین تکرار درصد کل تشخیص صحیح این طبقه‌بند ۹۸/۹۲ درصد می‌باشد.



شکل ۳- نمودار جعبه‌ای تعدادی از معیارهای ارزیابی طبقه‌بند هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم فرهنگی برای ۱۰۰۰ تکرار. الف: نرخ طبقه‌بندی صحیح و ب: سطح زیر منحنی کلاس‌های عادل، آرمان و آزاد

Fig 3. Box diagram of some evaluation criteria of ANN-CA Algorithm for 1000 iterations. A: The correct classification rate and B: The area under the curve of the Adel, Arman, and Azad classes

جدول ۳- ماتریس اغتشاش و درصد کل طبقه‌بندی صحیح طبقه‌بند هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم فرهنگی برای داده‌های تست در ۱۰۰۰ تکرار

Table 3. Confusion matrix and correct classification rate ANN-CA algorithm for test data in 1000 iterations

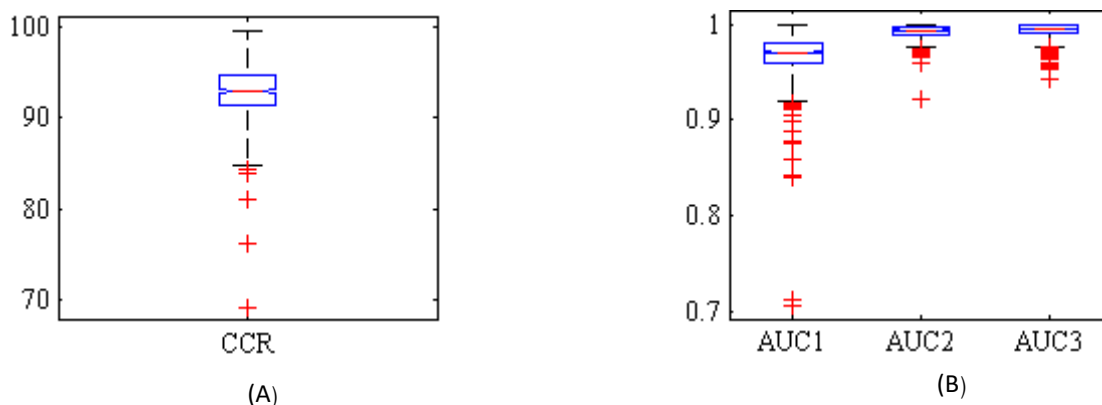
کلاس‌ها	عادل	آرمان	آزاد	کل داده‌ها	درصد تشخیص اشتباه	درصد کل تشخیص صحیح
Classes	Adel	Arman	Azad	Total Data	Misclassification%	Correct Classification%
عادل Adel	55354	3747	2899	62000	10.79	93.67
آرمان Arman	1985	59014	1	61000	3.26	
آزاد Azad	3075	0	58925	62000	4.96	

۳-۳ طبقه بندی ارقام مختلف نخود با استفاده از

طبقه بندی هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم

زنپورها

شکل ۴ نمودارهای جعبه‌ای نرخ طبقه بندی صحیح و سطوح زیر منحنی کلاس‌های عادل، آرمان و آزاد طبقه بندی هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم زنپورها برای ۱۰۰۰ تکرار را نشان می‌دهد. این شکل نشان می‌دهد که سطح زیر منحنی مربوط به کلاس‌های دوم و سوم فشرده تر از کلاس اول می‌باشند و این بدین معناست که این دو کلاس دارای کمترین تعداد نمونه‌های به صورت اشتباه طبقه بندی شده می‌باشند. جدول ۶ ماتریس اغتشاش و درصد کل طبقه بندی



شکل ۴- نمودار جعبه‌ای تعدادی از معیارهای ارزیابی طبقه بندی هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم زنپورها برای ۱۰۰۰

تکرار. الف: نرخ طبقه بندی صحیح و ب: سطح زیر منحنی کلاس‌های عادل، آرمان و آزاد

Fig 4. Box diagram of some evaluation criteria of ANN-BA Algorithm for 1000 iterations. A: The correct classification rate and B: The area under the curve of the Adel, Arman, and Azad classes

جدول ۴- ماتریس اغتشاش و درصد کل طبقه بندی صحیح طبقه بندی هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم زنپورها برای داده‌های تست در ۱۰۰۰ تکرار.

Table 4. Confusion matrix and correct classification rate ANN-BA algorithm for test data in 1000 iterations.

کلاس‌ها	عادل	آرمان	آزاد	کل داده‌ها	درصد تشخیص اشتباه	درصد کل تشخیص صحیح
Classes	Adel	Arman	Azad	Total Data	Misclassification%	Correct Classification%
عادل Adel	55126	3824	3050	62000	11.08	92.84
آرمان Arman	2140	58860	0	61000	3.51	
آزاد Azad	4228	0	57772	62000	6.82	

- الگوریتم رقابت استعماری برای ۱۰۰۰ تکرار را نشان می‌دهد. این شکل نشان می‌دهد که عملکرد این شبکه عصبی مصنوعی از طبقه بندی هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم زنپورها بهتر می‌باشد. جدول ۵ ماتریس اغتشاش و درصد کل طبقه بندی صحیح طبقه بندی هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم رقابت استعماری برای داده‌های تست در ۱۰۰۰ تکرار را نشان می‌دهد. درصد کل تشخیص

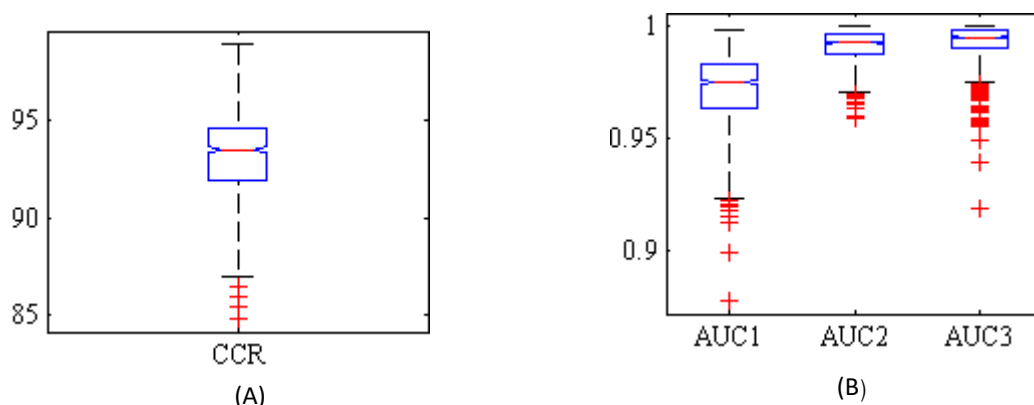
۳-۴ طبقه بندی ارقام مختلف نخود با استفاده از

طبقه بندی هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم

رقابت استعماری

شکل ۵ نمودار جعبه‌ای نرخ طبقه بندی صحیح و سطوح زیر منحنی کلاس‌های عادل، آرمان و آزاد طبقه بندی هیبرید شبکه عصبی مصنوعی

صحيح اين طبقه‌بند ۹۳/۱۱ درصد می‌باشد. همچنین نتایج نشان داد که در بهترین تکرار درصد کل تشخیص صحیح این طبقه‌بند ۹۸/۹۲ درصد بود.



شکل ۵- نمودار جعبه‌ای تعدادی از معیارهای ارزیابی طبقه‌بند هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم رقابت استعماری برای ۱۰۰۰ تکرار. الف: نرخ طبقه‌بندی صحیح و ب: سطح زیر منحنی کلاس‌های عادل، آرمان و آزاد

Fig 5. Box diagram of some evaluation criteria of ANN-ICA Algorithm for 1000 iterations. A: The correct classification rate and B: The area under the curve of the Adel, Arman, and Azad classes

جدول - ماتریس اغتشاش و درصد کل طبقه‌بندی صحیح طبقه‌بند هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم رقابت استعماری برای داده‌های تست در ۱۰۰۰ تکرار

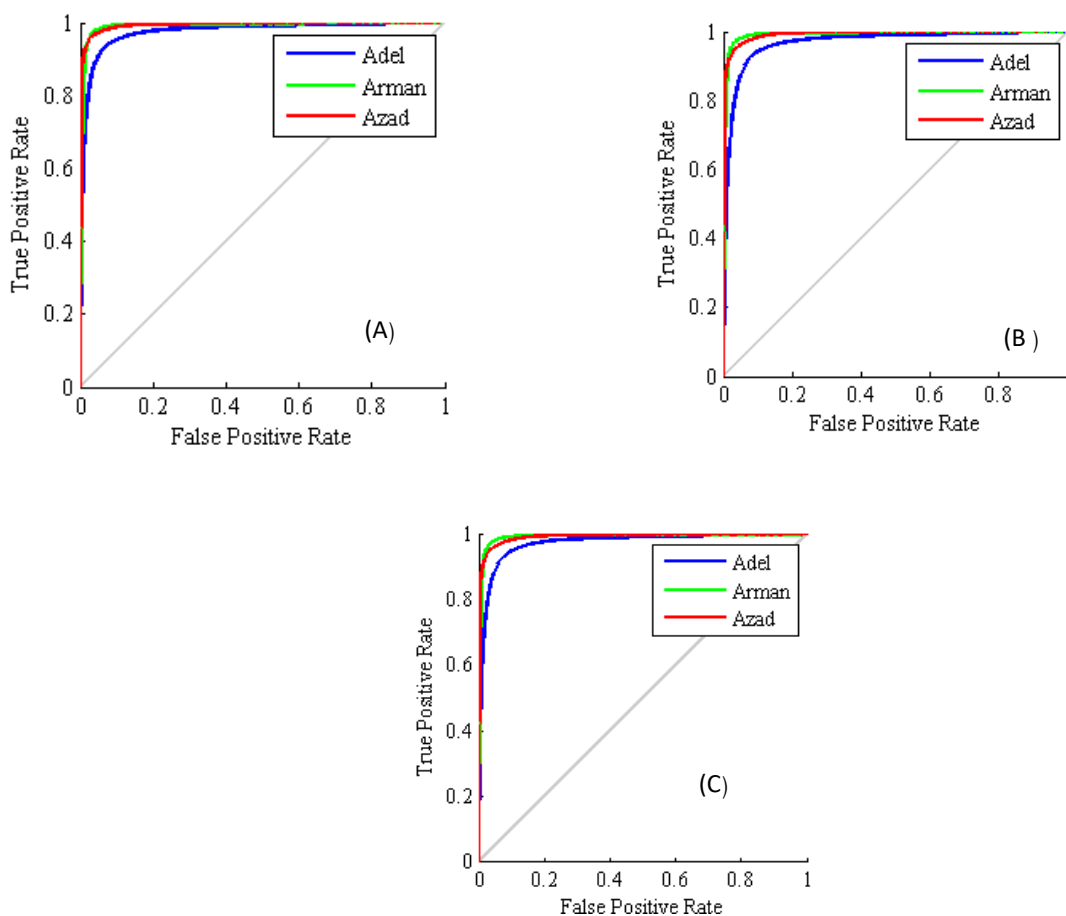
Table 5. Confusion matrix and correct classification rate ANN-ICA algorithm for test data in 1000 iterations						
کلاس‌ها	عادل	آرمان	آزاد	کل داده‌ها	درصد تشخیص اشتباه	درصد کل تشخیص صحیح
Classes	Adel	Arman	Azad	Total Data	Misclassification%	Correct Classification%
عادل Adel	54865	3843	3292	62000	11.51	93.11
آرمان Arman	1915	59083	2	61000	3.14	
آزاد Azad	3701	0	58299	62000	5.97	

۵-۳- مقایسه عملکرد طبقه‌بندها

پارامترهای طبقه‌بندها می‌توان مشاهده کرد که هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم فرهنگی دارای مقادیر بالاتری نسبت به سایر طبقه‌بندها می‌باشد بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که این طبقه‌بند عملکرد بهتری نسبت به دو طبقه‌بند دیگر دارد.

پس از بررسی عملکرد سیستم بینایی کامپیوتر پیشنهادی در این مطالعه با استفاده از طبقه‌بندهای مختلف، مقایسه این نتایج با نتایج تحقیقات مشابه میزان موفقیت سیستم پیشنهادی در برابر سایر روش‌ها را نشان می‌دهد، هر چند به دلیل متفاوت بودن نوع نمونه‌ها و شرایط آزمایش مقایسه صحیح نمی‌باشد. جدول ۹ نتایج مربوط به نرخ تشخیص صحیح طبقه‌بندهای مختلف استفاده شده در این مطالعه با سایر تحقیقات را نشان می‌دهد. همانگونه که مشاهده می‌گردد روش‌های استفاده شده در این مطالعه نرخ تشخیص صحیح بالاتری نسبت به سایر روش‌ها دارند.

در این بخش به مقایسه عملکرد طبقه‌بندهای مختلف استفاده شده در این مطالعه براساس نمودارهای ROC و معیارهای مختلف بازخوانی، صحت، ویژگی، دقت و معیار F پرداخته می‌شود. شکل ۶ منحنی عملیاتی دریافت‌کننده طبقه‌بندهای مختلف برای ۱۰۰۰ تکرار را نشان می‌دهد. همانگونه که مشاهده می‌گردد در هر سه طبقه‌بند، سطح زیر منحنی مربوط به کلاس عادل کمتر از سایر کلاس‌ها می‌باشد و این بدین معنی است که طبقه‌بندها نمونه‌های مربوط به این کلاس را به درستی تشخیص نداده‌اند و احتمالاً میزان اشتراک خصوصیات موثر انتخابی بین کلاس عادل و کلاس‌های آرمان و آزاد زیاد می‌باشد. جدول ۶ نتایج مربوط به پنج معیار ارزیابی عملکرد طبقه‌بندهای مختلف برای ۱۰۰۰ تکرار را نشان می‌دهد. همانگونه که مشاهده می‌گردد در اکثر موارد پارامترها بالای ۹۰ درصد می‌باشند که می‌توان نتیجه گرفت همه‌ی طبقه‌بندها عملکرد قابل قبولی دارند. با مقایسه مقادیر مربوط به



شکل ۶- منحنی عملیاتی دریافت‌کننده طبقه‌بندی مختلف برای ۱۰۰۰ تکرار. الف: طبقه‌بند هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم فرهنگی، ب: طبقه‌بند هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم زنبورها پ: طبقه‌بند هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم رقابت استعماری

Fig 6. Operational curve of different classifiers for 1000 iterations. A: ANN-CA; B: ANN-BA; C: ANN-ICA

جدول ۶- پنج معیار ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی مورد استفاده برای داده‌های تست در ۱۰۰۰ تکرار

Table 6. Five performance evaluation criteria of the classifications for test data in 1000 iterations

طبقه‌بند	کلاس‌ها	بازخوانی (%)	صحت (%)	ویژگی (%)	دقت (%)	معیار F (%)
Classifier	Classes	Recall (%)	Accuracy (%)	Specificity (%)	Precision (%)	F (%)
ANN-CA	عادل Adel	91.62	93.67	94.66	89.28	90.44
	آرمان Arman	94.03	96.80	98.29	96.74	95.38
	آزاد Azad	95.31	96.67	97.38	95.04	95.17
ANN-BA	عادل Adel	89.64	92.84	94.43	88.91	89.28
	آرمان Arman	93.90	96.64	98.14	96.49	95.18
	آزاد Azad	94.98	95.93	96.42	93.18	97.06
ANN-ICA	عادل Adel	90.71	93.11	94.27	88.49	89.59
	آرمان Arman	93.89	96.76	98.33	96.86	95.35
	آزاد Azad	94.65	96.10	96.85	94.03	94.34

جدول ۷- مقایسه نرخ تشخیص صحیح طبقه‌بندی‌های مختلف استفاده شده در این مطالعه با سایر تحقیقات

Table 7. Comparison of the accuracy of the segmentation algorithm

نرخ تشخیص صحیح (درصد)	تعداد نمونه‌ها	روش
Classification Rate (%)	Number of Samples	Method
98.92	185	ANN-CA
99.46	185	ANN-BA
98.92	185	ANN-ICA
96.80	210752	Sabzi et al (2019)
95.72	152	Aquino et al (2017)
92.5	100	Tang et al (2016)

مختلف ریخت‌شناسی نبود و تنها با استفاده از عملگر باز کردن عملیات قطعه‌بندی کامل شد.

۲- از میان خصوصیات مختلف رنگی استخراجی از هر نمونه، از چهار خصوصیت موثر دو خصوصیت بافتی و دو خصوصیت رنگی در فضای رنگی YCbCr انتخاب شدند. این بدین معنی می‌باشد که این فضای رنگی توانسته است تفاوت‌های بیشتر بین رقم‌های مختلف نخود ایجاد کند.

۳- از آنجایی که طبقه‌بندی‌های مختلف هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم فرهنگی، هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم زنبورها و هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم رقابت استعماری نتایج نزدیک به هم را دارند می‌توان نتیجه گرفته که هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم تکامل تفاضلی در انتخاب خصوصیات موثر دقت بالایی داشته است.

۴- از محدودیت‌های مهم در طبقه‌بندی رقم‌های مختلف نخود وجود دانه‌های شکسته می‌باشد، چون محل شکسته شدن دانه‌ها دارای رنگ روشن‌تری نسبت به سایر قسمت‌ها می‌باشد که عملاً نوعی نویز محسوب می‌شود چون اطلاعات حاوی اطلاعات غلطی می‌باشد

در نهایت تحلیل داده‌ها با استفاده از یک لپ‌تاپ با خصوصیات Intel Core i3 CFI, 330 M at 2.13 GHz, 4 GB of RAM-4GB and Windows 7 مجهز به نرم‌افزار متلب ۲۰۱۴ انجام شد. زمان پردازش هر تصویر ورودی در مجموع ۰/۴۸ ثانیه می‌باشد که شامل ۰/۱۵ ثانیه برای عملیات قطعه‌بندی، ۰/۱۹ ثانیه برای عملیات استخراج خصوصیات موثر و ۰/۱۴ ثانیه برای عملیات طبقه‌بندی می‌باشد.

۴- نتیجه‌گیری

در این مطالعه از سه طبقه‌بند هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم فرهنگی، هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم زنبورها و هیبرید شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم رقابت استعماری جهت شناسایی رقم‌های مختلف نخود استفاده گردید که مهم‌ترین نتایج عبارتند از:

۱- در میان فضاهاى مختلف رنگی، فضای رنگی YCbCr مناسب برای آستانه‌سازی جهت عملیات قطعه‌بندی بود. در حقیقت با استفاده از این فضای رنگی در زمان قطعه‌بندی تعداد نویزهای پس‌زمینه کمتر از سایر فضاهاى رنگی بود و به‌دنبال آن نیاز به استفاده از عملگرهای

۵- منابع

Ajaz, R.H., and Hussain, L. (2015). *Seed Classification using Machine Learning Techniques*. Journal of Multidisciplinary Engineering Science and Technology 2: 1098-1102.

Aquino, A., Diago, M.P., Millan B., and Tardaguila, J. (2017). *A new methodology for estimating the grapevineberry number per cluster using image analysis*. Biosystem Engineering 156: 80-95.

Chaugule, A., and Mali, S.N. (2014). *Evaluation of Texture and Shape Features for Classification of Four Paddy Varieties*. Journal of Engineering: 1-8.

Fawzi, N.M. (2018). *Seed morphology and its implication in classification of some selected species of genus Corchorus L. (Malvaceae)*. Middle East Journal of Agriculture Research 7: 1-11.

Guijarro, M., Riomoros, I., Pajares G., and Zitinski, P. (2015). *Discrete wavelets transform for improving greenness image segmentation in*

- agricultural images*. Computers and Electronics in Agriculture 118: 396–407.
- HemaChitra, H. S., and Suguna, S. (2018). *Optimized feature extraction and classification technique for indian pulse seed recognition*. International Journal of Computer Engineering and Applications XII: 421-427.
- Hong, P. T. T., Hai, L. T., Lan, Hoang, V. T., Hai, V., and Nguyen, T. T. (2015). *Comparative study on vision based rice seed varieties identification*. 7th International Conference on Knowledge and Systems Engineering.
- Jahanbakhshi, A., and Kheiralipour, K. (2019). *Carrot Sorting Based on Shape using Image Processing, Artificial Neural Network, and Support Vector Machine*. Journal of Agricultural Machinery 9: 295-307.
- Kurtulmus, F., Alibas, I., and Kavdir, I. (2016). *Classification of pepper seeds using machine vision based on neural network*. International Journal of Agricultural and Biological Engineering 9: 51-62.
- Lin, S., Xinchao, M., Jiucheng X., and Yun, T. (2019). *An Image Segmentation Method Using an Active Contour Model Based on Improved SPF and LIF*. Applied Sciences 8: 2576.
- Pourdarbani, R., Sabzi, S., García-Amicis, V.M., García-Mateos, G., Molina-Martínez, J.M., Ruiz-Canales, A. (2019). *Automatic classification of chickpea varieties using computer vision techniques*. Agronomy, 9(11), <https://doi.org/10.3390/agronomy9110672>
- Sabzi, S., Abbaspour-Gilandeh, Y., Hernandez, J., Azadshahraki F., and Karimzadeh, R. (2019.) *The Use of the Combination of Texture, Color and Intensity Transformation Features for Segmentation in the Outdoors with Emphasis on Video Processing*. Agriculture 9: 104.
- Tang, J., Chen, X.-Q., Miao R.-H., and Wang, D. (2016). *Weed detection using image processing under different illumination for site-specific areas spraying*. Computers and Electronics in Agriculture 122: 103–111.
- Vlasov, A. V., and Fadeev, A.S. (2017). *Comparison of object classification methods in seed stream separation*. Advances in Computer Science Research 72: 179-181.