



## بررسی قابلیت شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون به منظور آشکارسازی ناحیه سالم و آلوده به کپک سبز پرتقال در تصاویر مرئی و فراطیفی

نرگس قانعی قوشخانه<sup>۱</sup>، محمودرضا گلزاریان<sup>۲</sup>، مجتبی ممرآبادی<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup> عضو هیئت علمی، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشگاه فردوسی مشهد

<sup>۲</sup> دانشجوی دکتری، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشگاه فردوسی مشهد

<sup>۳</sup> عضو هیئت علمی، گروه مهندسی گیاهپزشکی، دانشگاه فردوسی مشهد

### چکیده

با توجه به اهمیت روزافزون کاهش ضایعات محصولات کشاورزی، پیشگیری از رشد کپک سبز پرتقال که یکی از عوامل ضایعات انباری است بیش از پیش مورد نیاز است. شناسایی غیرمخرب نمونه‌های آلوده به قارچ قبل از ورود به انبار توسط تصویربرداری چندطیفی با کلاسه بندی ناحیه و سالم و آلوده در این تحقیق مورد بررسی قرار گرفت. از آنجایی که هر فرآیند کلاسه بندی به دنبال یک رابطه‌ی تابعی بین عضویت گروهی و ویژگی‌های شی است، شبکه عصبی با ایجاد مدل‌های غیرخطی که در مدل‌سازی روابط پیچیده دنیای واقعی بسیار قوی است می‌تواند برای شناسایی این رابطه تابعی استفاده گردد. در نتیجه از شبکه عصبی مصنوعی به منظور کلاسه بندی داده‌های طیفی ناحیه سالم و آلوده استفاده گردید و درصد کلاسه بندی درست ۸۹/۶ درصد به دست آمد. شبکه عصبی مصنوعی با داده‌های جدید نیز مورد ارزیابی قرار گرفت که بالاترین دقت طبقه بندی ۹۶/۸۴ درصد به دست آمد.

کلمات کلیدی: قارچ *Penicillium sp.*، تصویربرداری طیفی، شبکه عصبی مصنوعی، کلاسه بندی

## Investigation of perceptron artificial neural network ability to detect the healthy and contaminated area to orange green mold in visible and hyperspectral images

Narges Ghanei Ghooshkhaneh, Mahmood Reza Golzarian, Mojtaba Mamarabadi  
Department of Biosystems Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Iran  
Department of Plant protection, Ferdowsi University of Mashhad, Iran

### ABSTRACT

Given the importance of reducing agricultural waste, the prevention of the growth of green mold on orange, which is one of the causes of waste in the storage, is increasingly needed. Non-destructive identification of contaminated specimens of fungi before entering the storage was investigated by multispectral imaging in this study. Since any classification procedure seeks a functional relationship between the group membership and the attributes of the object, neural network can be used to identify this functional relationship by creating non-linear models that are very strong in the modeling real world complex relationships. An artificial neural network was used to classify the spectral data of a healthy and infected area, and the correct classification was obtained at 89.6%. The neural network was evaluated by new data and the maximum classification was obtained at 96.84%.

**Keywords:** *Penicillium sp.* Fungi, Multispectral imaging, Artificial neural network, Classification



یکی از شاخص‌های مهم توسعه، تامین سلامت مواد غذایی کشاورزی که شرط لازم برای تامین سلامت جامعه است، می‌باشد. به‌کارگیری روش‌های نوین تضمین سلامت و ایمنی مواد کشاورزی از مهم‌ترین اقدامات مورد نیاز در تامین ماده غذایی سالم است. به طوری که این روش‌ها در مراحل انتهایی فرآیند پس از برداشت محصول، یعنی نگهداری و عرضه به بازار، ایمنی و سلامت محصول را کنترل و ارزیابی می‌کند تا انرژی و هزینه‌ی مصرف شده در مراحل داشت و برداشت را هرچه بیشتر حفظ نماید. حذف میوه‌های مشکوک به آلودگی قبل از انبار کردن اگر با فناوری‌های نوین انجام گردد می‌تواند در کاهش ضایعات محصولات کشاورزی بسیار تاثیرگذار باشد. فناوری نوینی مثل تصویربرداری طیفی که روشی کارآمد در کیفیت سنجی محصولات کشاورزی تشخیص داده شده است می‌تواند برای شناسایی میوه‌های آلوده به قارچ مورد استفاده قرار گیرد. زمانی که هدف، شناسایی دو ناحیه سالم و آلوده از یکدیگر است مسئله کلاسه بندی بین دو گروه مطرح می‌گردد. یک مسئله کلاسه بندی زمانی اتفاق می‌افتد که نیاز است که یک شی به یک گروه از پیش تعیین شده براساس تعدادی از ویژگی‌های مشاهده شده‌ی آن شی منتسب گردد. شبکه عصبی به عنوان مهمترین ابزار کلاسه بندی ظهور پیدا کرد و جایگزینی مناسب برای روش‌های کلاسه بندی معمول است. مزیت شبکه‌های عصبی بر این جنبه‌ها است، اول اینکه شبکه‌های عصبی روش‌های خودسازگار داده محور هستند که می‌توانند بر داده‌ها بدون هیچ گونه فرم مشخص پیچیده‌ی توزیعی یا تابعی تنظیم کنند و دوم اینکه تقریب زنده‌های تابعی جامعی هستند که می‌توانند هر تابعی را با دقت دلخواه تقریب بزنند. سوم اینکه شبکه‌های عصبی مدل‌های غیر خطی هستند که آن‌ها را برای مدل‌سازی روابط پیچیده دنیای واقعی انعطاف پذیر می‌سازد (Zhang, 2000). شبکه عصبی روش موثری است چرا که ارتباطات ورودی-خروجی را مستقیماً از داده‌ها بدون نیاز به فرضیه‌های پیشین یا روش‌های پیش پردازش خاص ایجاد می‌کند. مزیت دیگر این است که پس از پایان مرحله آموزش، کلاسه بندی به طور بلادرنگ با کاهش شدید بار محاسباتی به دست می‌آید (Taravat et al., 2015). هدف از این تحقیق کلاسه بندی ناحیه سالم و آلوده به کپک سبز پرتقال است که یکی از مهمترین عوامل ضایعات پس از برداشت پرتقال محسوب می‌گردد. پرتقال رتبه سوم را در بین محصولات باغی از نظر تولید دارد که نشان دهنده اهمیت آن در بین تولیدات باغی است. با وجود تولید قابل ملاحظه‌ی پرتقال در ایران، رتبه‌ی هفدهم واردات پرتقال را دارا است که نشان دهنده تلفات بالای این محصول در کشور و در نتیجه نیاز به واردات آن می‌باشد (FAO, 2015). از مهم‌ترین بیماری‌های پاتولوژیکی پس از برداشت در مرکبات بیماری قارچی کپک سبز (Green mold) می‌باشد که توسط قارچ *Penicillium digitatum* و از طریق منافذ و زخم‌های ایجاد شده بر روی چند غده‌ی روغنی پوست ایجاد می‌گردد. در صورت فراهم شدن شرایط دما و رطوبت مناسب روی پوست میوه ایجاد لکه‌های آبکی نرم و پس از رشد تولید میسلیم‌های سفید رنگ می‌نمایند. وقتی قطر لکه‌ها به ۲/۵ تا ۵ سانتی‌متر می‌رسد اسپورهای سبز زیتونی تولید می‌کنند (Farzad, 1389). پوسیدگی به تدریج گسترش می‌یابد و حالت لهیدگی قسمت اعظم یا تمامی میوه را در بر می‌گیرد. حذف میوه‌های مشکوک به آلودگی قبل از انبار کردن که تشخیص آن در مراحل اولیه با چشم خیلی دشوار است با استفاده از تصویربرداری طیفی می‌تواند انجام گردد، همانطور که محققین از تصویربرداری طیفی برای شناسایی و تمایز عیوب سطحی مرکبات استفاده نموده‌اند. به عنوان مثال در پژوهشی شناسایی آسیب‌های خفیفی مثل تریپس، آسیب زخم، قارچ دوده و آسیب‌های شدیدی مثل انتراکنوز، آسیب انتهایی ساقه و کپک سبز با سیستم‌های بینایی ماشینی با نورپردازی در دامنه فلورسانس و فرابنفش به همراه تصویربرداری چندطیفی انجام گردید (Blasco et al., 2007). همچنین از تصاویر فراطیفی در ناحیه ۵۰ تا ۸۰۰ نانومتر برای شناسایی تریپس مرکبات که از آفات مرکبات است، استفاده گردید (Dong et al., 2014). در تحقیق دیگری با استفاده از سیستم تصویربرداری فراطیفی در دامنه طیفی ۴۰۰ تا ۱۰۰۰ نانومتر نسبت به شناسایی پرتقال‌های دارای عیوب آسیب حشره، زخم بادزدگی، زخم تریپس، آلودگی شپشک اقدام گردید (Li et al., 2011).

هدف این مقاله بررسی قابلیت شبکه عصبی به عنوان یکی از روش‌های قدرتمند هوش مصنوعی برای تشخیص نواحی و پیکسل‌های سالم از آلوده است. با این روش، به نحوی، روش قطعه بندی تصویر با شبکه عصبی اجرا می‌گردد. بدین منظور ابتدا سیستم تصویربرداری چند طیفی مناسب برای اکتساب تصاویر چند طیفی از نمونه‌های کروی یا شبه کروی (پرتقال) ساخته شد، سپس نمونه‌ها به صورت آزمایشگاهی آلوده شدند و پس از بروز لهیدگی ناشی از رشد قارچ مورد تصویربرداری قرار گرفتند و اطلاعات طیفی از روی تصاویر استخراج و به شبکه عصبی مصنوعی برای کلاسه بندی ناحیه آلوده و سالم داده شد که این مراحل به تفصیل در بخش‌های بعدی توضیح داده خواهند شد.

## ۲- مواد و روش‌ها

### انتخاب رقم و نحوه‌ی مایه زنی پرتقال با سوسپانسیون قارچ

با توجه به اینکه رقم تجاری یافا در ایران مصرف زیادی داشته و معمولاً انبار می‌شود این رقم انتخاب گردید. ۱۰ نمونه برای مایه زنی قارچ در نظر گرفته شد. نمونه‌ها از باغی واقع در شهر قائمشهر تهیه شدند و به آزمایشگاه گیاهپزشکی گروه گیاهپزشکی دانشگاه فردوسی مشهد منتقل شدند. میوه‌ها در زمان رسیدگی برداشت شدند.



## یازدهمین کنگره ملی مهندسی مکانیک بیوسیستم و مکانیزاسیون ایران



قارچ خالص از آزمایشگاه بیماری شناسی پردیس کشاورزی ابوریحان دانشگاه تهران دریافت شد و در آزمایشگاه گیاهپزشکی گروه گیاهپزشکی دانشگاه فردوسی مشهد کشت گردید. سوسپانسیون اسپور با غلظت  $10^6$  اسپور در میلی‌لیتر به پرتقال‌های استریل شده تزریق شد. پرتقال‌ها در ژرمیناتور در دمای ۲۵ درجه سانتی‌گراد نگهداری شدند. بعد از ۴ روز لکه‌ی لهیدگی که تشخیص آن با چشم بسیار سخت است، تشکیل گردید، در نتیجه تصویربرداری بعد از روز چهارم انجام گردید.

### سیستم تصویربرداری طیفی مورد استفاده

سامانه‌ی تصویربرداری طیفی با قابلیت نورپردازی پاششی برای تصویربرداری طیفی از نمونه‌ها ساخته شد (شکل ۱). نورپردازی پاششی توسط نیمکره با برخورد پرتوهای نور از پایین روی سطح داخلی نیمکره ایجاد می‌گردد که کاملاً یکنواخت و بدون سایه، مناسب برای اجسام کروی و نیمه کروی می‌باشد. با توجه به اینکه لامپ‌های هالوژن تنگستن بازده نوری خوبی در ناحیه NIR از طیف الکترومغناطیس دارند برای کاربرد نورپردازی در سیستم تصویربرداری چند طیفی مناسب هستند (Gómez-Sanchis et al., 2014). در نتیجه از لامپ هالوژن ۱۲ ولت ۵۰ وات (DECOSTAR 51) استفاده گردید. دوربین مورد استفاده دوربین سامسونگ مدل SCB-2000P می‌باشد. تصویربرداری با استفاده از فیلترهای مادون قرمز نزدیک، از سطح پرتقال‌های نمونه و در سه دامنه باریک طیفی با پیک‌های ۵۰۰ و ۸۰۰ و ۹۰۰ نانومتر انجام گرفت.



**Figure 1. The Vis-NIR spectral imaging system; a. Online image of sample, b. Computer monitor, c. Computer, d. Control panels of lighting system and motors of displacement, e. Vis-NIR camera, f. Guidance system for changing the filters, g. Placement of the filters, h. Cooling fan, i. Aluminum hemisphere of lighting system, j. Light-dispersing illumination system, k. Sample for imaging, l. Plate of sample placement.**

شکل ۱- سامانه تصویربرداری طیفی Vis-NIR، (a) تصویر در لحظه نمونه، (b) نمایشگر رایانه، (c) رایانه، (d) پنل کنترل سامانه روشنایی و موتورهای جابه‌جا کننده، (e) دوربین Vis-NIR، (f) جابه‌جا کننده فیلتر، (g) محل قرارگیری فیلترها، (h) فن خنک کننده، (i) نیمکره آلومینیومی سامانه روشنایی، (j) سامانه نورپردازی پاششی، (k) نمونه مورد تصویربرداری، (l) صفحه نمونه

### قطعه بندی تصویر و کلاسه بندی نواحی

تصاویر تهیه شده طبق روش استفاده از سطح رفرنس با بازتاب ۱۰۰ درصد کالیبره شدند (Ghanei et al., 1394). تصاویر کالیبره شده بدین صورت قطعه بندی شدند که ناحیه‌ی لهیده که لکه‌ی آبکی نرمی در اطراف ناحیه تزریق قارچ است به‌عنوان ناحیه‌ی آلوده به قارچ در نظر گرفته شد و ناحیه‌ی تزریق از آن حذف گردید. نواحی اطراف آن از سطح پرتقال به‌عنوان ناحیه سالم در نظر گرفته شد (شکل ۲). دو ناحیه و پیکسل‌های آن به صورت دستی و با دقت از روی تصاویر مرئی در نرم افزار متلب Matlab R2015b از هم تفکیک شده‌اند و ماسک ایجاد شده توسط این نواحی روی تصاویر سایر طیف‌ها اعمال شد تا علاوه بر اطلاعات طیفی در ناحیه مرئی الکترومغناطیس، اطلاعات فراتطیفی نیز از هر یک پیکسل‌های این دو ناحیه استخراج و کلاسه بندی شود. این اطلاعات، به‌عنوان اطلاعات مرجع و ورودی در مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده می‌شود. نوع ناحیه (سالم یا ناسالم) به عنوان کلاس اطلاعات یا اطلاعات خروجی در این مدل مورد استفاده واقع می‌شود. به دلیل اینکه پرتقال دارای سطح منحنی است نواحی نزدیک به لبه نسبت به مرکز تیره‌تر هستند (شکل ۳). این مسئله تا حد زیادی با استفاده از نورپردازی پاششی برطرف شده است و نسبت به نورپردازی تخت که مستقیماً نور خروجی از لامپ‌ها به سطح پرتقال برخورد می‌کند یکنواختی زیادی دارد ولی همچنان انحنای پرتقال سبب ایجاد پیکسل‌های

تیره‌تر در لبه‌ها نسبت به مرکز می‌شود که برای رفع این مشکل این پیکسل‌ها که حدود ۲۰ درصد از پیکسل‌های اطراف تصویر پرتقال را تشکیل می‌دهند حذف شدند و به عنوان پیکسل‌های ناحیه سالم مورد استفاده قرار نگرفتند.

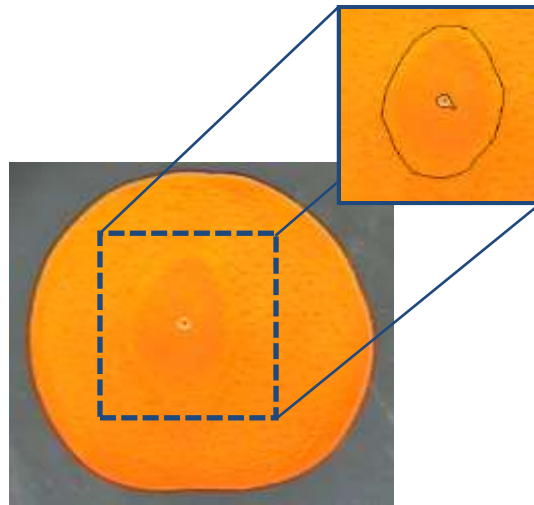


Figure 2. Segmentation method of rotten part for feature extraction; image of orange after four days of inoculation

شکل ۲- نحوه‌ی قطعه بندی ناحیه لهیده برای استخراج ویژگی (تصاویر پرتقال بعد از روز چهارم آلودگی)

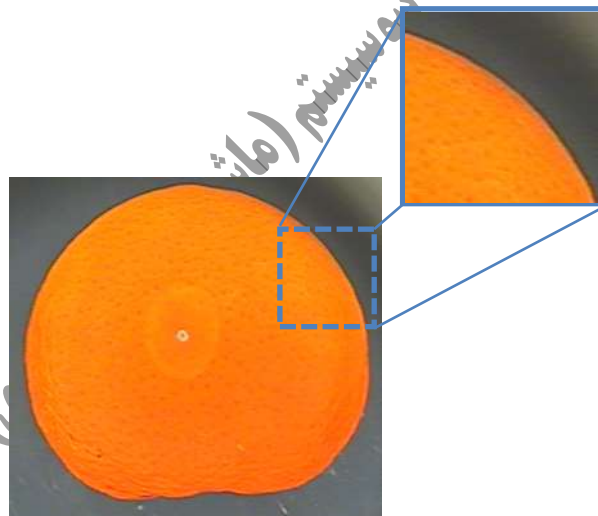


Figure 3. Display of darker areas nearer the edge than in the center due to the orange curvature

شکل ۳- نمایش نواحی تیره‌تر لبه پرتقال نسبت به مرکز به علت انحنای پرتقال

از هریک از این نواحی (ناحیه لهیده و سالم) به صورت تصادفی ۵۰۰۰ پیکسل استخراج شد که اطلاعات طیفی این ۵۰۰۰ پیکسل در سه دامنه باریک طیفی با پیک‌های ۵۰۰ و ۸۰۰ و ۹۰۰ نانومتر استخراج گردید. دو فاکتور طیفی ترکیبی  $(500+800)/(500-800)$  به نام MNDVI<sup>1</sup> و  $0.6 \times R700 - 0.4 \times R500$  به نام فاکتور زردی نیز جزو اطلاعات طیفی استخراج شده در نظر گرفته شدند. سپس با استفاده از جعبه ابزار شبکه عصبی مصنوعی نرم افزار Matlab R2015b پیکسل‌های مربوط به ۷ پرتقال برای ایجاد شبکه عصبی و پیکسل‌های مربوط به ۳ پرتقال برای آزمون شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفتند. ساختار شبکه عصبی مصنوعی به تبعیت از شبکه‌های عصبی زیستی طبیعی با تنظیم مقادیر اتصال بین اجزای آن، تحت عنوان وزن اتصال، نحوه‌ی ارتباط بین اجزای آن را تعیین می‌کند. پس از تنظیم این اتصال‌ها یا آموزش شبکه عصبی، اعمال یک ورودی خاص به

<sup>1</sup>Modified NDVI

آن منجر به دریافت پاسخ خاصی می‌گردد. شبکه عصبی مصنوعی علاوه بر استفاده در پیش بینی مقادیر می‌تواند برای تشخیص الگو یا کلاسه بندی نیز استفاده گردد بدین صورت که از ۷۵ درصد پیکسل‌ها برای آموزش شبکه و از پیکسل‌های باقیمانده برای آزمون و اعتبارسنجی شبکه استفاده کند که مشخص کند پیکسل مربوط به کلاس ۰ یا ۱ است. شبکه استاندارد که برای تشخیص الگو مورد استفاده است شبکه پیش خور دو لایه با تابع انتقال سیگموئید در لایه پنهان و تابع نمایی نرمال شده (softmax function) در لایه خروجی است. این تابع، در یادگیری عمیق کاربرد زیادی دارد. تعداد پیش فرض نورون‌های پنهان ۱۰ و تعداد نورون‌های خروجی ۲ است که متناسب با دو کلاس خروجی ۰ یا ۱ (ناحیه سالم یا ناحیه آلوده) است (شکل ۴). شبکه عصبی مصنوعی با ۷۵ درصد از ۷۰۰۰۰ پیکسل در نرم افزار Matlab R2015b آموزش داده شد و با ۱۵ درصد از این تعداد پیکسل مورد آزمون قرار گرفت. ۱۵ درصد دیگر داده‌ها، به منظور اعتبارسنجی شبکه طراحی شده مورد استفاده قرار گرفت.

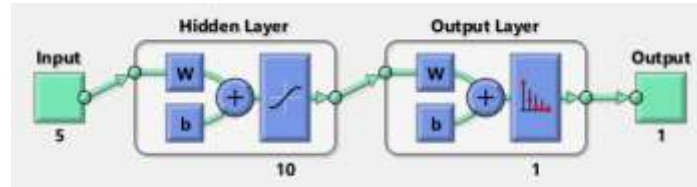


Figure 4. Neural network scheme used for classification

شکل ۴- شماتیک شبکه عصبی مورد استفاده در کلاسه بندی

### ۳- نتایج و بحث

خروجی شبکه عصبی مصنوعی به صورت جدول درهم ریختگی است که در شکل ۵ نشان داده شده است. جداول درهم ریختگی برای داده‌های آموزش، آزمون، اعتبارسنجی و ترکیب این سه نوع داده نشان داده شده است. پاسخ‌های صحیح یا کلاسه بندی صحیح در مربع‌های سبز رنگ و پاسخ‌های نادرست در مربع‌های قرمز رنگ و دقت کلاسه بندی کلی در مربع آبی رنگ نمایش داده شده است. در این مربع‌ها علاوه بر درصد کلاسه بندی تعداد پیکسل‌های درست یا نادرست کلاسه بندی شده نشان داده شده است. به عنوان مثال از ۷۵ درصد ۷۰۰۰۰ پیکسل (۳۵۰۰۰ پیکسل ناحیه لهیده، ۳۵۰۰۰ پیکسل ناحیه سالم) که برای آموزش شبکه استفاده شده است ۲۱۵۶۸ پیکسل در کلاس لهیده (کلاس صفر) و ۲۲۳۶۰ پیکسل در کلاس سالم درست کلاسه بندی شده‌اند. درصد کلاسه بندی درست داده‌های آزمون و اعتبارسنجی ۸۹/۶ درصد به دست آمد که درصد قابل قبولی برای شبکه عصبی مصنوعی محسوب می‌گردد. درصد کلاسه بندی درست کلی نیز ۸۹/۶ درصد به دست آمد.

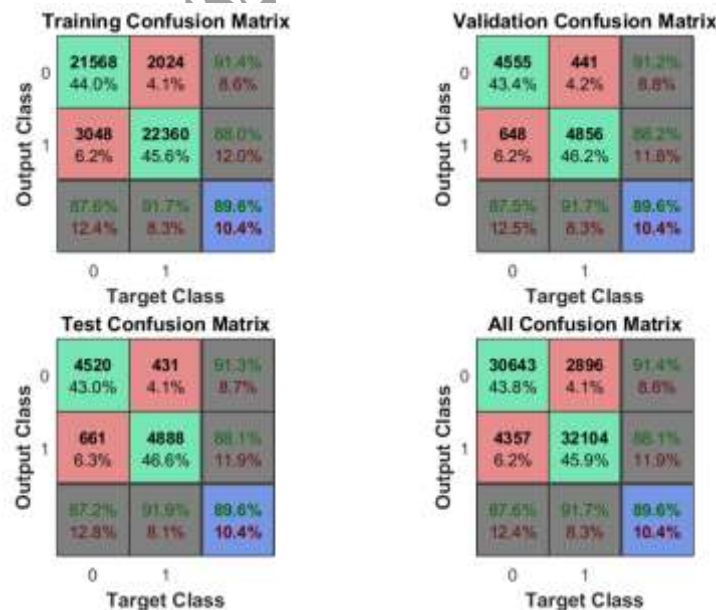


Figure 5. Confusion matrixes for training, test, validation datasets and all data

شکل ۵- ماتریس‌های درهم ریختگی برای مجموعه داده آموزش، تست و ارزیابی و تمام داده‌ها

<sup>1</sup>Confusion Matrix

منحنی مشخصه عملکرد سیستم<sup>۱</sup> (ROC) نمودار نرخ مثبت صحیح<sup>۲</sup> (حساسیت) نسبت به نرخ مثبت کاذب<sup>۴</sup> (۱- تشخیص) است. اگر مدل دقیق باشد احتمال اینکه مثبت صحیح اتفاق بیفتد از مثبت کاذب بیشتر است، در نتیجه نمودار باید به محور  $y$  نزدیکتر باشد که در اینجا نیز بسیار نزدیک است. هرچه به خط قطری نمودار نزدیکتر باشد دقت مدل کمتر می‌شود. در هیچ یک از مجموعه داده‌های آموزش، آزمون، اعتبارسنجی نمودار ROC به خط قطری نزدیک نیست به همین علت می‌توان نتیجه گرفت مدل به خوبی عمل نموده است (شکل ۶).

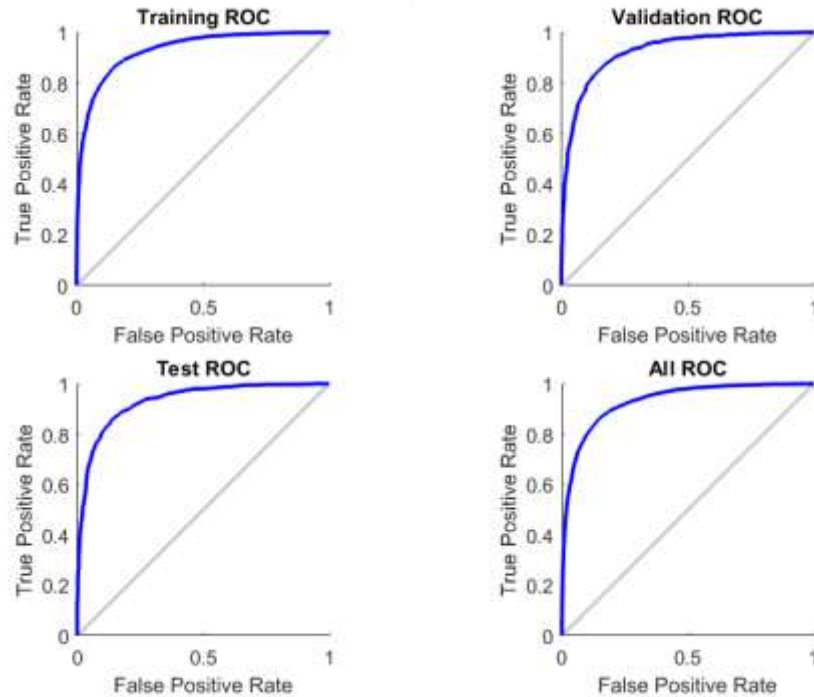


Figure 6. Receiver operating characteristic for training, test, validation datasets and all data

شکل ۶- منحنی مشخصه عملکرد برای مجموعه داده آموزش، تست و ارزیابی و تمام داده‌ها

به منظور بررسی درصد شناسایی صحیح پیکسل‌های سالم از آلوده با شبکه عصبی آموزش داده شده از پیکسل‌های ۳ نمونه جدید استفاده گردید. ناحیه آلوده ابتدا به صورت دستی قطعه بندی شد (شکل ۷ ب) سپس پیکسل‌هایی که توسط شبکه عصبی به عنوان آلوده تشخیص داده شدند (شکل ۷ ج) با این پیکسل‌ها مقایسه شدند.

<sup>1</sup>Receiver Operating Characteristic

<sup>2</sup>True Positive Rate

<sup>3</sup>Sensitivity

<sup>4</sup>False Positive Rate

<sup>5</sup>Specifity

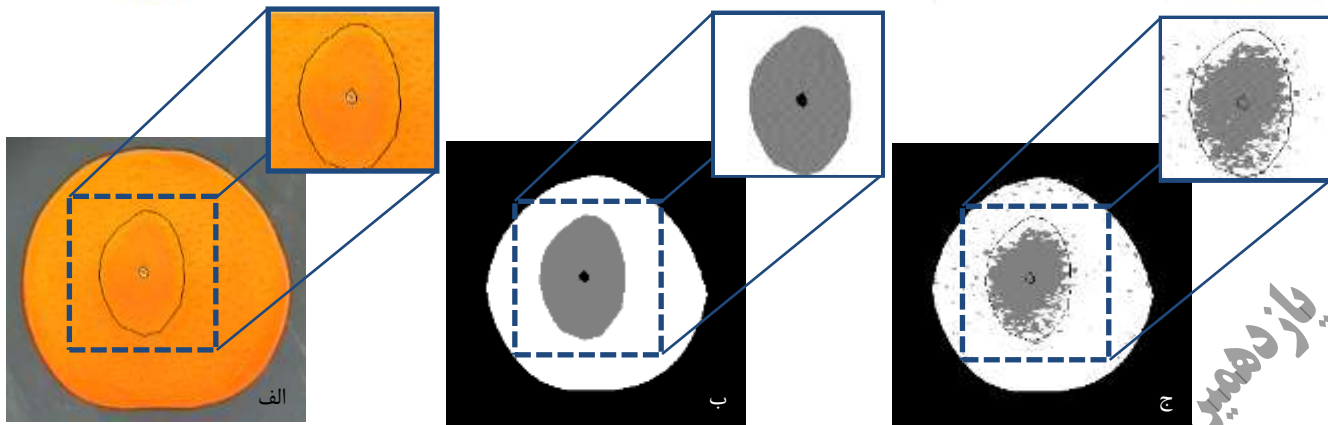


Figure 7. a) Image of the original sample and display of the segmented area, b) image of manual segmented rotten area, c) image of ANN segmented rotten area, the drawn black line is the manually segmented area

شکل ۷-الف) تصویر اصلی نمونه و نمایش ناحیه بریده شده، ب) تصویر دستی قطعه بندی شده ناحیه آلوده، ج) تصویر قطعه بندی شده توسط ANN، خط مشکی که رسم شده ناحیه قطعه بندی شده دستی را نشان می دهد

بعد از مقایسه‌ی پیکسل‌های به صورت دستی قطعه بندی شده با پیکسل‌های قطعه بندی شده توسط شبکه عصبی نتایج در قالب مثبت صحیح (True Positive)، مثبت کاذب (False Positive)، منفی صحیح (True Negative) و منفی کاذب (False Negative) بیان می‌گردد. زمانی تشخیص مثبت صحیح است که ناحیه سالم، سالم تشخیص داده شود. زمانی تشخیص مثبت کاذب است که ناحیه آلوده، سالم تشخیص داده شود. زمانی تشخیص منفی صحیح است که ناحیه سالم، آلوده تشخیص داده شود. زمانی تشخیص منفی کاذب است که ناحیه آلوده، آلوده تشخیص داده شود. در نتیجه دقت شناسایی از تقسیم TP بعلاوه FN بر مجموع نتایج  $TP+FP+TN+FP$  به دست می‌آید و خطای شناسایی از تقسیم FP بعلاوه TN بر مجموع نتایج به دست می‌آید. نتایج در جدول ۱ نشان داده شده است. با توجه به جدول ۱ بالاترین دقت شناسایی ۹۶/۸۴ درصد و پایین‌ترین دقت شناسایی ۹۱/۵۶ درصد به دست آمد که نشان دهنده‌ی عملکرد بسیار خوب شبکه عصبی مصنوعی بر روی داده‌های جدید است.

جدول ۱- نتایج آزمون شبکه عصبی مصنوعی.

Table 2. The results of artificial neural-network test.

	No. of pixels			No. of pixels			No. of pixels	
	Positive	Negative		Positive	Negative		Positive	Negative
Sample 1			Sample 2			Sample 3		
True	70385	1526	True	43755	846	True	54358	3445
False	1056	8885	False	3520	9173	False	2001	4792
Accuracy (%)	96.84			92.37			91.56	
Error (%)	9.21			26			19.55	

#### ۴- نتیجه‌گیری

هدف از این تحقیق، بررسی قابلیت شبکه عصبی به‌عنوان یکی از الگوریتم‌های هوش مصنوعی به‌منظور شناسایی زودهنگام ناحیه آلوده به فارچ در پرتقال بود. شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده، توسط داده‌های طیفی پیکسل‌های سالم و لهیده مورد آموزش، آزمون و اعتبار سنجی قرار گرفت که درصد کلاسه بندی درست داده‌های آزمون و اعتبار سنجی و کلی ۸۹/۶ درصد به دست آمد. شبکه عصبی مصنوعی ایجاد شده توسط نمونه‌های جدید نیز مورد ارزیابی قرار گرفت که بالاترین دقت طبقه بندی ۹۶/۸۴ درصد به دست آمد. با توجه به درصد‌های کلاسه بندی قابل قبول به دست آمده می‌توان نتیجه گرفت که شبکه عصبی مصنوعی در تمایز بین پیکسل‌های سالم و آلوده به خوبی عمل نموده است.



## یازدهمین کنگره ملی مهندسی مکانیک بیوسیستم و مکانیزاسیون ایران



۵- تقدیر و تشکر

از آقای دکتر خالدی بابت کمک‌های بی‌دریغ در امور آزمایشگاهی سپاسگزاریم.

۶- مراجع

- Blasco, J., Aleixos, N., Gómez, J., & Moltó, E. (2007). Citrus sorting by identification of the most common defects using multispectral computer vision. *Journal of Food Engineering*, 83(3), 384-393.
- Dong, C.-w., Ye, Y., Zhang, J.-q., Zhu, H.-k., & Liu, F. (2014). Detection of Thrips Defect on Green-Peel Citrus Using Hyperspectral Imaging Technology Combining PCA and B-Spline Lighting Correction Method. *Journal of Integrative Agriculture*, 13(10), 2229-2235.
- FAO Statistical Yearbook. <http://www.fao.org/3/a-i4691e.pdf>. Visited: 2016/07/17.
- Farzad, M. A. 1389. Citrus growing and gardening (planting, growing and harvesting). Agricultural education and promotion press. Tehran.
- Ghanei Ghooshkhaneh N., Golzariana, M. R., Khaledi, N., Mamarabadi, M. Feasibility study of detection of citrus green mold using multispectral imaging. International conference on sustainable development, strategies and challenges With a focus on Agriculture, Natural Resources, Environment and Tourism, Tabriz, Iran.
- Gómez-Sanchis, J., Lorente, D., Soria-Olivas, E., Aleixos, N., Cubero, S., & Blasco, J. (2014). Development of a Hyperspectral Computer Vision System Based on Two Liquid Crystal Tuneable Filters for Fruit Inspection. Application to Detect Citrus Fruits Decay. *Food Bioprocess Technol*, 7, 1047-1056.
- Li, J., Rao, X., & Ying, Y. (2011). Detection of common defects on oranges using hyperspectral reflectance imaging. *Computers and Electronics in Agriculture*, 78(1), 38-48.
- Taravat, A., Frate, F. D., Cornaro, C., & Vergari, S. (2015). Neural Networks and Support Vector Machine Algorithms for Automatic Cloud Classification of Whole-Sky Ground-Based Images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(3), 666-670.
- Zhang, G. P. (2000). Neural networks for classification: a survey. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 30(4), 451-462.

یازدهمین کنگره ملی مهندسی مکانیک بیوسیستم و مکانیزاسیون ایران