

تشخیص بیماری قارچی سفیدک پودری و آنتراکنوز خیار

به کمک پردازش تصویر و شبکه عصبی

هادی حسینی^{۱*}، داود محمدزمانی^۲ و عباس ارباب^۳

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۹/۱۵

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۱۱/۱۳

چکیده

با توجه به اینکه بیماری‌های قارچی سفیدک پودری و آنتراکنوز بیشترین میزان خسارت را در گلخانه‌های خیار به وجود می‌آورند در این پژوهش با ارائه روشی نوین و غیر مخرب مبتنی بر تکنیک پردازش تصویر و شبکه عصبی مصنوعی به تشخیص این دو نوع بیماری قارچی پرداخته شده است. مراحل مربوط به پیاده‌سازی روش پیشنهادی از سه بخش قطعه‌بندی، جداسازی قسمت‌های آسیب دیده از برگ و طبقه‌بندی کلاس نوع بیماری است. پس از آنکه ویژگی‌های رنگی و بافت از نمونه‌های برگ خیار استخراج گردید از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا برای جداسازی کلاس‌های مختلف تصویر استفاده شد. ورودی شبکه میانگین مولفه‌های اصلی رنگ (B,G,R) تصاویر و خروجی عدد صفر به عنوان برگ سالم، عدد یک بیماری سفیدک پودری و عدد دو بیماری آنتراکنوز می‌باشد. ساختار این شبکه ۲۷-۷-۷-۳ است که از تابع انتقال tansig برای لایه مخفی و خروجی استفاده شده است و در بین توابع آموزشی تابع لونیبرگ مارکواریت مناسب‌ترین عملکرد را داشت که با دقت ۹۹/۹۸ درصد قادر به تشخیص بیماری شد.

واژه‌های کلیدی: آنتراکنوز، استخراج ویژگی، سفیدک پودری، شبکه عصبی، قطعه‌بندی.

^۱ دانش آموخته کارشناسی ارشد مهندسی مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشگاه آزاد اسلامی تاکستان

^۲ دانشگاه آزاد اسلامی واحد تاکستان، مدیر گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم کشاورزی، تاکستان، ایران

^۳ دانشگاه آزاد اسلامی واحد تاکستان، مدیر گروه حشره‌شناسی کشاورزی، تاکستان، ایران

(*نویسنده مسئول: hossein.hadii@yahoo.com)

ترتیب برابر با ۵۴/۰۵۶/۲۲۸ متر مربع، ۱/۲۴۹/۱۷۰ تن و ۲۳ کیلوگرم در متر مربع می‌باشد. بیماری برگ یکی از مهم در گیاه‌پزشکی محسوب می‌شود که از نظر گیاه‌شناسان و آسیب‌شناسان حائز اهمیت است. فناوری ماشین بینایی، استفاده از ایده‌ها و روش‌های پژوهشی جدید به منظور شناسایی و تشخیص خودکار سریع بیماری گیاهی را فراهم می‌نماید (Wei et al, 2012). قارچ‌ها بیشترین بیماری‌ها را در گلخانه‌های خیار بوجود می‌آورند. از جمله بیماری‌های مهم قارچی که به خیار و عمدتاً برگ آن حمله می‌کنند می‌توان به آنتراکنوز، سفیدک پودری و سفیدک داخلی اشاره نمود (Ahmadi et al, 2011). بیماری سفیدک پودری با نام علمی *Sphaerotheca* و *Erysiphe Cichoracearum* از مهمترین بیماری گیاهی خانواده کدوئیان است که در نواحی معتدل نسبتاً خشک مشاهده می‌گردد. این بیماری از دیرباز در اکثر مناطق جالیزکاری از جمله سواحل دریای مازندران، اصفهان، تهران، کرج، قزوین و غیره وجود داشته است و هر ساله خسارت قابل توجهی به محصولات وارد می‌کند. نشانه‌های این بیماری بصورت لکه‌های سفید پودری شکل روی برگ و ساقه می‌باشد که بتدریج سطح آن را فرا می‌گیرد که در شکل ۱-الف مشاهده می‌کنید. بیماری آنتراکنوز در گلخانه‌هایی با رطوبت بالا معمول است و جز بیماری‌های ویرانگر خیار می‌باشد که بصورت لکه-های قهوه‌ای رنگ مایل به حاشیه زرد رنگ ظاهر می‌شود و کم کم کل سطح برگ را فرا می‌گیرد و باعث کاهش راندمان محصول خواهد شد که در شکل ۱-ب نشان داده شده است. در شرایط تولید، نیروی کار واحدهای گلخانه گیاهان را بمنظور وجود آفات رصد می‌کنند که این مشاهدات در روش سنتی

بیماری گیاهی عامل اصلی زیان‌های اقتصادی در بخش تولیدات محصولات کشاورزی در سراسر جهان می‌باشد، لذا نظارت بر سلامت و تشخیص بیماری در گیاهان و درختان برای داشتن کشاورزی پایدار، امری حیاتی است (Sankaran et al, 2010). کنترل به موقع بیماری‌های گیاهی باعث کاهش تلفات محصول، همچنین منجر به حداقل استفاده از سموم شیمیایی می‌شود که در نتیجه باعث کاهش آلودگی منابع زیر زمینی می‌گردد (Omran et al, 2014).

روش‌های مختلفی بمنظور تشخیص بیماری‌های گیاهی وجود دارد ولی اکثر این روش‌ها وقت‌گیر، پر هزینه و مخرب می‌باشند. همچنین استفاده از روش‌های طیفی بسیار پر هزینه و زمان‌بر بوده و نیاز به نیروی کار آموزش دیده را دارد. امروزه ابزارهای کامپیوتری مبتنی بر دانش پردازش تصویر در حوزه کشاورزی برای نظارت بر رشد محصول توسعه زیادی داشته و تشخیص بیماری‌های گیاهی می‌تواند برای افرادی که اطلاعات کافی در زمینه کشت محصول ندارند مزایای زیادی داشته باشد (Camargo et al, 2009).

پردازش تصویر در حوزه کشاورزی دارای کاربردهایی نظیر تشخیص بیماری برگ، ساقه و میوه، بررسی سطح آسیب دیده بوسیله بیماری، تعیین رنگ منطقه آسیب دیده و غیره است (Jayamala et al, 2011). در حال حاضر زیر مجموعه باغبانی کشور به عنوان ارزآورترین زیر مجموعه بخش کشاورزی ایران محسوب می‌شود (Omran et al, 2014). میزان سطح زیر کشت، تولید و عملکرد خیار گلخانه‌ای کشور طبق آمارنامه جهاد کشاورزی در سال ۱۳۹۲ به

مواد و روش‌ها

عمده اطلاعات استفاده شده در این پژوهش متشکل از ۱۵۰ تصویر برگ خیار است که درجه آلودگی این برگ‌ها کاملاً متفاوت است (شامل برگ سالم و آلوده به بیماری) و در یک مرحله مشابه گسترش پیدا کرده‌اند. تصاویر توسط دوربین Canon-Power shot SX150 با بزرگنمایی ۱۴ پیکسل از یک گلخانه خیار به مساحت ۹۶۰۰ متر مربع واقع در استان قزوین در شرایط نور طبیعی و استاندارد محیطی در ساعات ۱۰ تا ۱۱ صبح تهیه شده است. تمامی تصاویر با فرمت یکسان JPEG ذخیره شده‌اند. اندازه ابعاد تصویر ۱۰۰۰*۱۵۰۰ و فاصله عمودی بین لنز و سطح نمونه حدود ۳۰ سانتی متر انتخاب شد که بهترین فاصله برای عکس برداری در فضای بسته می‌باشد (Dowlati et al, 2012). در این پژوهش، مراحل پردازش در بلوک دیاگرام شکل ۲ نشان داده شده است.

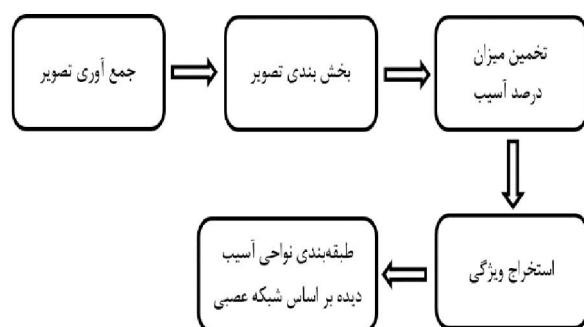
هر هفته توسط افراد کارشناس، گاهی مواقع توسط تله‌های چسبی رنگ انجام می‌شود که این مهم کنترل و بررسی مستمر هر برگ در گلخانه را دشوار یا حتی غیر ممکن است و دقت این مشاهدات حتی اگر از ابزار بزرگنمایی استفاده کنند بستگی به وضوح چشم انسان داد (Pourdarani et al, 2011). در علم گیاهپزشکی اصول و روش تشخیص بیماری‌های گیاهی با استفاده

از دو روش علائم بیماری^۱ که بیشتر از مشاهدات روی گیاه بدست می‌آید و نشانه‌های^۲ بیماری که مبتنی بر مشاهدات در آزمایشگاه است امکان‌پذیر است.

هدف از این پژوهش بر آن است تا بتوانیم با توسعه الگوریتم‌های دقیق با استفاده از دانش پردازش تصویر در تشخیص بیماری‌های محصولات گلخانه‌ای بمنظور ساخت دستگاه‌های تست آنالیز برگ و سیستم‌های پایش در گلخانه‌ها موثر باشیم.



شکل ۱- تصویر اصلی برگ خیار گلخانه، الف: بیماری قارچی سفیدک پودری، ب: بیماری قارچی آنتراکنوز.



شکل ۲- بلوک دیاگرام مراحل پردازش تصویر.

پس از تحصیل تصاویر، گام بعدی پیش پردازش تصاویر می باشد. مرحله پیش پردازش شامل عملیاتی است که قبل از مرحله بخش بندی و بمنظور حذف اثرات ناخواسته روی تصویر انجام می شود و شامل عملیاتی همچون انتقال تصویر از فضای رنگی به فضای خاکستری، استخراج هیستوگرام تصویر، آستانه گیری روی هیستوگرام و تبدیل تصویر بین فضاهای رنگی می باشد (Omrani et al, 2014). با توجه به اینکه ابعاد 1000×1500 برای پردازش تصاویر و آنالیز آن بسیار بزرگ است و نیاز به حافظه محاسباتی بالایی دارد لذا زمان زیادی برای پردازش

مدل رنگی RGB به توصیف مولفه های طیفی اولیه خودش که متشکل از قرمز، سبز و آبی است و میزان شدت نور می پردازد. مدل فضای رنگی RGB نیازمند یک فضای بزرگ برای ذخیره سازی می باشد لذا در پردازش تصویر ما مجبور به پردازش در سه کانال مختلف هستیم که زمان زیادی صرف آن خواهد شد، لذا به منظور کاهش زمان پردازش، تصویر رنگی RGB را به فضای رنگی خاکستری تبدیل کرده که در رابطه (۱) آورده شده است (Mundada et al, 2013; Pixia et al, 2013):

رابطه (۱) I

با توجه به اینکه فضای رنگی $L^*a^*b^*$ کلیه رنگ‌های قابل مشاهده توسط چشم انسان را توصیف می‌کند و تقریباً مشابه سیستم بینایی بشر طراحی شده است از این فضای رنگی برای بخش‌بندی تصاویر انتخاب شده است (Jafarnezhadqomi et al, 2011). برای بخش‌بندی تصاویر پس از حذف پس زمینه تصاویر، تصاویر به فضای رنگی مستقل از دستگاه Lab انتقال داده شدند و سپس برای حذف اثر درخشندگی، مولفه a^* تصویر حذف شد و دستوره‌های خوشه‌بندی فقط به مولفه‌های $L^*.b^*$ اعمال شدند.

مدل رنگی HSV هم کلیه رنگ‌های قابل مشاهده توسط چشم انسان را توصیف می‌کند و تقریباً مشابه سیستم بینایی بشر طراحی شده است. مدل رنگی HSV هر رنگ را با سه مولفه مشخص می‌نماید: رنگ^۲، اشباع^۳ و ارزش^۴. در رابطه ۲ تبدیل فضای رنگی RGB به فضای رنگی HSV آورده شده است:

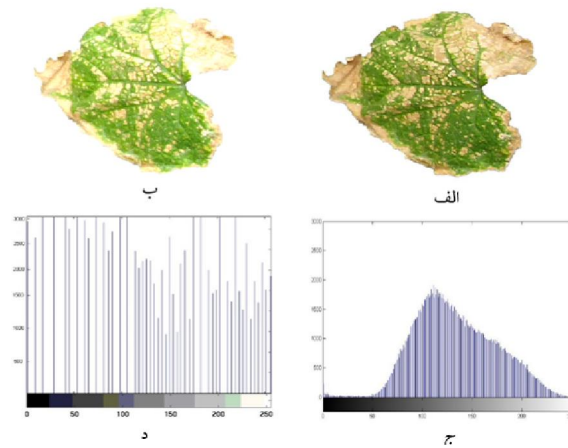
$$\text{Hue (h)} = \begin{cases} \theta & B \leq G \\ 360 - \theta & B > G \end{cases} \quad \text{رابطه (۲-۱)}$$

$$\epsilon \quad \text{رابطه (۲-۲)}$$

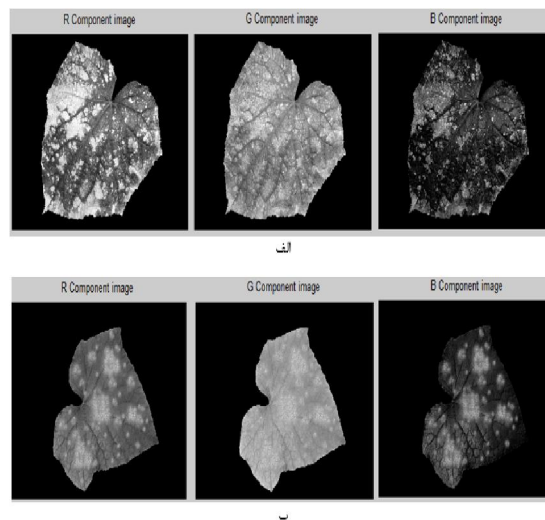
$$\text{رابطه (۲-۳)}$$

تصویر صرف خواهد شد، بنابراین لازم است تا حجم تصاویر کاهش یابد، لذا با اعمال دستور کاهش سایز تصویر^۱ ابعاد را از 1000×1500 به 500×750 پیکسل کاهش دادیم که باعث افزایش سرعت پردازش الگوریتم بر روی تصاویر تحصیل شده از کاربردهای دیگر پردازش تصویر مانند فشرده سازی و بخش‌بندی تصویر مورد مفید واقع شود (He et al, 2013). شکل ۳ اثر متعادل سازی هیستوگرام را بر روی تصویر اصلی را نشان می‌دهد. برگ خیار شد. دقت نهایی الگوریتم در تشخیص و طبقه‌بندی بیماری تا حد زیادی به فضای رنگی انتخاب شده بستگی دارد (Bakhshipour et al, 2015). عمومی‌ترین مدل فضای رنگی شامل مدل RGB (قرمز، سبز و آبی)، مدل CMY (آبی فیروزه‌ای، بنفش و زرد)، مدل YIQ، مدل HSV (اصل رنگ، اشباع و شدت) و مدل $L^*a^*b^*$ است که به‌طور مکرر برای کار با تصویر رنگی استفاده می‌شوند (Yousefddad et al, 2015). در این پژوهش علاوه بر فضای رنگی RGB از دو مدل فضای رنگی $L^*a^*b^*$ و HSV برای قطعه‌بندی نمونه‌های برگ سالم و آسیب دیده بکار گرفته شده است. در شکل ۴ سه مولفه اصلی بیماری قارچی سفیدک پودری و آنتراکنوز برگ خیار نمایش داده شده است.

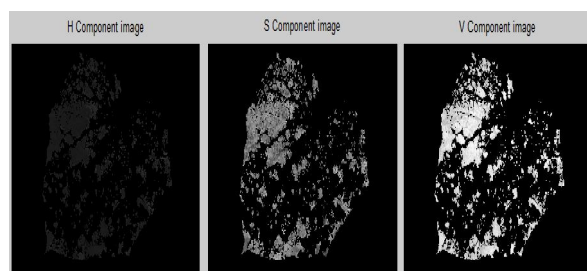
^۲ -Hue
^۳ -Saturation
^۴ -Value



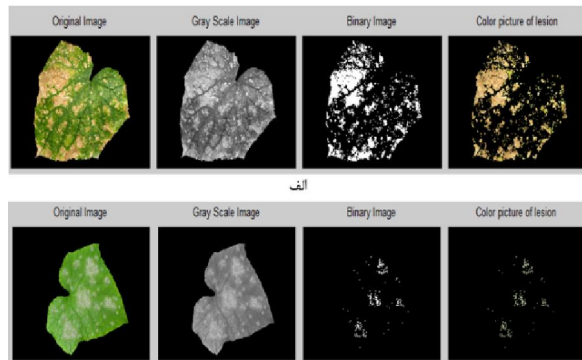
شکل ۳- متعادل سازی هیستوگرام تصویر الف: تصویر اصلی، ب: تصویر بعد از متعادل سازی هیستوگرام، ج: نمودار هیستوگرام تصویر اصلی، د: نمودار هیستوگرام تصویر بعد از متعادل سازی.



شکل ۴- بررسی در مدل رنگی RGB الف: مولفه اصلی رنگی بیماری آنتراکنوز، ب: مولفه های اصلی رنگی بیماری سفیدک پودی



شکل ۵- مولفه تصویر در مدل HSV



شکل ۶- بخش بندی نواحی آسیب دیده،
الف: بیماری آنتراکنوز، ب: بیماری سفیدک پودری.

جدول ۱- ویژگی های بافت بدست آمده از ماتریس هم وقوعی

ماتریس هم- وقوعی	معادله ریاضی	
تضاد ^۱	$\sum_{i,j} i-j ^2 \cdot p(i,j)$	رابطه (۵)
انرژی ^۲	$\sum_{i,j} (p(i,j))^2$	رابطه (۶)
همگنی ^۳	$\sum_{i,j} \frac{p(i,j)}{1+ i-j }$	رابطه (۷)
آنترپی ^۴	$-\sum_i \sum_j P_d(i,j) \log P_d(i,j)$	رابطه (۸)

A تعداد پیکسل‌های برگ خیار که توسط بیماری قارچی آلوده شده است و At تعداد پیکسل‌های کل برگ است.

استخراج ویژگی بافت

در سال‌های اخیر استفاده از بافت در زمینه کیفیت‌سنجی محصولات کشاورزی گسترش یافته و از این ویژگی برای طبقه‌بندی و آشکارسازی نواحی آسیب دیده محصولات مختلف کشاورزی استفاده می‌شود (Mery et al., 2013). برای تحلیل بافت نمونه‌های برگ خیار در این پژوهش از روش ماتریس هم‌وقوعی^۱ استفاده شده است که در رابطه ۴ آورده شده است (Mollazade, 2013):

رابطه (۴)

$$C_{\Delta x, \Delta y}(m, n) = \begin{cases} \sum_{p=1}^m \sum_{q=1}^n 1 & \text{if } m \geq 1 \text{ and } n \geq 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

در این رابطه، C ماتریس هم‌وقوعی، m و n مقادیر مربوط به شدت روشنایی در تصویر خاکستری، i و j اندازه تصویر، p و q مختصات فضایی^۲ و سرانجام Δx و Δy پارامتری انحرافی^۳ می‌باشند، همچنین مقدار زاویه θ برابر ۱ انتخاب شد (Mery et al., 2013). پس از اجرای این تکنیک بر روی تصاویر کلاس‌های مختلف بیماری برگ خیار و تشکیل ماتریس هم‌وقوعی ویژگی‌هایی که در جدول ۱ آمده است از این ماتریس استخراج می‌گردد.

طراحی مدل شبکه عصبی مصنوعی

در این پژوهش با توجه به تحقیقات سایر محققین و بررسی فضاهاى مختلف رنگی به منظور آموزش شبکه‌های عصبی، مقادیر میانگین مؤلفه‌های اصلی رنگ به عنوان ورودی شبکه‌ها داده شد. ورودی

همانطور که مولفه‌های تصویر در مدل رنگی HSV در شکل ۵ مشاهده می‌کنید، می‌توان به این نتیجه رسید تفاوت زیادی بین لکه‌های بیماری و پس‌زمینه در مولفه V تصویر وجود دارد. در حالیکه مولفه V می‌تواند در کم کردن میزان نفوذ، که نویزهای قوی نوری مسبب آن هستند موثر باشد. لذا از مولفه V برای بخش‌بندی لکه بیماری و پس‌زمینه تصویر استفاده شد.

برای بخش‌بندی، تصاویر هم با پس‌زمینه و هم بدون پس‌زمینه امتحان شدند که تصاویر بدون پس‌زمینه نتایج بهتری در مرحله بخش‌بندی نشان دادند. سپس با بررسی مولفه‌های مختلف رنگی در سه فضای RGB، *L*a*b* و HSV مشخص شد که تفاوت آشکاری بین قسمت‌های سالم و آسیب دیده

سطح برگ و Δx و Δy در جدول ۱ آورده شده است. مدل فضای رنگی برای بخش‌بندی تصاویر استفاده شد و با استفاده از حدآستانه مناسب نقاط آسیب دیده از نقاط سالم سطح برگ جدا شدند. با استفاده از تبدیل تصاویر رنگی به باینری و تفاضل قسمت‌های آسیب دیده از پس‌زمینه که در شکل ۵ نشان داده شده است موفق به تعیین موقعیت پیکسل‌های قسمت‌های آسیب دیده سطح برگ شدیم، همچنین با استخراج مولفه‌های فضای رنگی RGB با استفاده از تابع Cat قسمت‌های آسیب دیده سطح برگ مشخص شد که در شکل ۶ نشان داده شده است. محاسبه درصد میزان خسارت به عنوان یک ویژگی برای اندازه‌گیری میزان خسارت آفات یا بیماری می‌باشد که در رابطه ۳ آورده شده است:

رابطه (۳)

1-Co- Occurrence Matrix
2- Spatial Position
3- Offset Parameter

X مقدار واقعی متغیر، X_{min} مقدار کمینه در داده‌های ورودی، X_{max} مقدار بیشینه در داده‌های ورودی و X_{norm} مقدار بیشینه نرمال می‌باشد.

نتایج و بحث

نتایج قطعه‌بندی و استخراج ویژگی رنگی

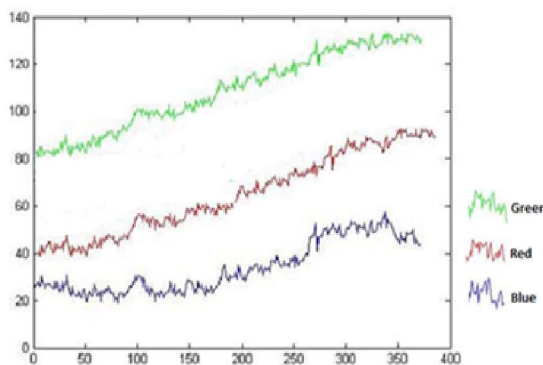
در این پژوهش به منظور بخش‌بندی تصاویر و استخراج پس‌زمینه، تصاویر تحصیل شده در سه فضای رنگی RGB، $L^*a^*b^*$ و HSV مورد بررسی قرار گرفت. با گرفتن تصویر از برگ خیار گلخانه‌ای به این نتیجه رسیده شد که میزان شدت سطوح خاکستری پیکسل‌های قرارگرفته بر روی آرایه‌های مؤلفه سبز دارای بزرگ‌ترین مقدار است که در شکل ۷ نشان داده شده است.

با استفاده از هیستوگرام تصویر خاکستری می‌توان برای تعیین حد آستانه و مشخص کردن مؤلفه اصلی برای قطعه‌بندی تصویر استفاده کرد. با توجه به هیستوگرام تک‌تک مؤلفه‌های اصلی تصویر خاکستری شاهد آن بودیم، مؤلفه رنگ G نسبت به سایر مؤلفه‌های رنگی متمایزتر است و هیستوگرام آن در شکل ۸ آورده شده است.

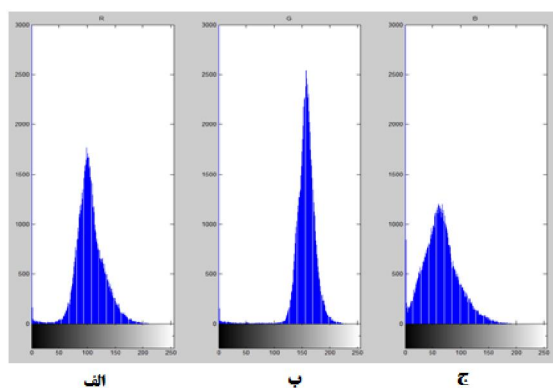
هرکدام از شبکه‌ها، میانگین مؤلفه‌های اصلی رنگ (R,G,B) پیکسل‌های تصاویر در فضای رنگی RGB، $L^*a^*b^*$ و HSV بوده و خروجی شبکه عدد صفر به عنوان نمونه سالم و عدد یک به عنوان بیماری یک (سفیدک پودری) و عدد دو به عنوان بیماری کلاس دو (آنتراکنوز) می‌باشد. روش یادگیری در شبکه عصبی مورد استفاده از نوع پس انتشار خطا بوده و همچنین از تابع تانژانت سیگموئید (tan-sig) در لایه مخفی و خروجی شبکه استفاده گردید. در ساختار شبکه پرسپترون چند لایه به طور معمول از توابع انتقال سیگموئیدی و یا تانژانت هیپربولیک در لایه‌های مخفی استفاده می‌گردد، در صورتی که قدر مطلق مقادیر ورودی به تابع سیگموئیدی بزرگ‌تر از ۶ و به تابع تانژانت هیپربولیک بزرگ‌تر از ۳ باشد، مشتق این توابع به سمت صفر میل می‌کند (Mohammadi, 2010).

برای یکسان نمودن ارزش داده‌ها، قبل از آموزش شبکه عصبی تمامی داده‌ها نرمال‌سازی می‌شود. روش‌های متفاوتی برای نرمالیزه کردن داده‌ها وجود دارند که در رابطه ۹ آورده شده است:

$$x_{norm} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad \text{رابطه (۹)}$$



شکل ۷- پروفیل شدت مقادیر سطوح خاکستری مربوط به آرایه‌های قرمز، سبز و آبی برگ خیار



شکل ۸- هیستوگرام مربوط به مؤلفه‌های رنگی تصویر خاکستری: الف- مؤلفه R، ب- مؤلفه G، ج- مؤلفه B

جدول ۲- میانگین مؤلفه‌های رنگی برگ خیار گلخانه‌ای.

میانگین مؤلفه‌های رنگی سه کلاس برگ خیار (پیکسل)			خصوصیات رنگی
بیماری ۲	بیماری ۱	سالم	
۲۳۴/۸۴۲۸۸	۱۸۳/۱۲۰۶۹	۹۳/۷۰۹۴۹	Mean Red
۲۱۶/۴۵۴۹۲	۲۰۰/۳۱۵۴۲	۱۵۲/۶۲۶۲۹	Mean Green
۱۳۵/۳۸۶۳۰	۱۵۹/۳۸۸۴	۴۴/۷۲۶۵	Mean Blue
۵۸/۸۱۳۰۶	۵۳/۱۳۹۶۲	۳۶/۲۷۵۵۰	Mean L*
۰/۱۵۸۱۲	۰	۰/۰۰۰۸۵	Mean a*
۳۲/۳۶۳۱۲	۱۳/۹۰۴۶۷	۳۵/۴۰۸۷۲	Mean b*
۰/۱۳۷۱۹	۰/۲۳۷۴۴	۰/۲۶۴۹۵	Mean Hue
۰/۴۳۷۴۱	۰/۲۰۴۴۳	۰/۷۲۲۷	Mean Saturation
۰/۹۲۷۷۲	۰/۷۸۵۵۵	۰/۵۹۸۵۹	Mean Value

قرارگیری قله‌های هیستوگرام و وجود دره‌های عمیق نشانگر آن است تصاویر سطوح خاکستری مؤلفه‌های

همان‌طور که در شکل ۸ مشاهده می‌شود توزیع شدت سطوح خاکستری پیکسل‌های تصویر، نحوه

گرفته شده است و تعداد نرون‌های لایه‌های پنهان تغییر داده شده است. تغییر تعداد نرون‌های پنهان با ۵ نرون شروع و تا حداکثر ۱۰ نرون ادامه یافت که با افزایش تعداد نرون‌های موجود در این لایه‌ها تعداد پردازنده‌های موجود در شبکه عصبی پرسپترون چندلایه افزایش یافته و در نتیجه پتانسیل بالقوه پردازش این شبکه عصبی بیشتر می‌شود. علاوه بر این با افزایش تعداد نرون‌های پنهان تعداد وزن‌های شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، افزایش یافته و در نتیجه درجات آزادی این شبکه عصبی بیشتر می‌شود. با این وجود افزایش تعداد نرون‌های لایه پنهان به بیش از مقدار معینی، باعث خطای شبکه می‌شود. پس از بررسی و انجام آزمون سعی و خطا شبکه عصبی پرسپترون دو لایه دارای دقت بیشتری در مقایسه با شبکه عصبی پرسپترون تک لایه بود. طرح‌واره شبکه عصبی پرسپترون دو لایه شبیه‌سازی شده در نرم‌افزار MATLAB را در شکل ۹ مشاهده می‌کنید. این شبکه پس از شبیه‌سازی با به‌کارگیری تصاویر آموزشی مورد نظر و یادگیری با ۴ الگوریتم آموزشی مدنظر موفق به عنوان بهترین ساختار انتخاب شد.

در ادامه برای ارزیابی بین شبکه دو لایه و تک لایه نتایج استخراج شده از این داده‌ها مورد بررسی قرار گرفت که در جدول ۳ آورده شده است.

قرمز، سبز و آبی برای اجرای سایر روش‌های آستانه‌گیری نظیر اتسو^۱ مناسب نمی‌باشد و هیستوگرام مربوط به این تصاویر، چند موداله^۲ می‌باشند لذا از روش حد آستانه‌گیری برای این مهم استفاده شده است.

در بررسی تجزیه و تحلیل داده‌های به دست آمده از سه کلاس برگ خیار (سالم، بیماری ۱ و بیماری ۲) که در جدول ۲ قابل مشاهده است، از مقادیر پارامترهای مولفه‌های $a^*, L^*, V, S, H, B, G, R$ و b^* بر اساس نتایج حاصل از مقادیر میانگین پارامترهای مذکور در بین سه کلاس، به منظور بررسی امکان تشخیص برگ‌های سالم و آسیب دیده و همچنین میزان جداسازی بر اساس داده‌های مستخرج از پردازش تصویر استفاده شد.

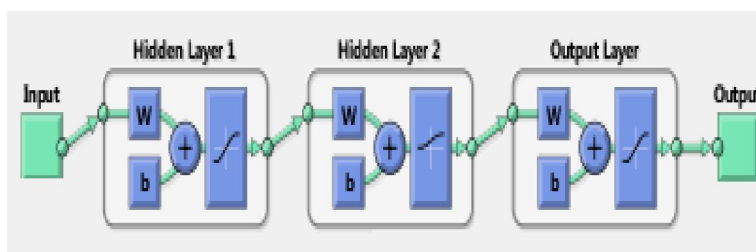
برای انتخاب مناسب‌ترین حد آستانه از روش آزمون و خطا استفاده شد که با توجه به هیستوگرام تک‌تک مؤلفه‌های رنگی و مقدار میانگین آن‌ها، مقدار آستانه در محدوده ۱۸۰-۱۳۰ در نظر گرفته شد سپس با آزمایش مقادیر مختلف آستانه بهترین مقدار آن ۱۷۰ انتخاب گردید بدین ترتیب که اگر محدوده رنگی بالای ۱۷۰ باشد آن را به رنگ سفید یا همان مقدار باینری ۱ تبدیل کرده در غیر این صورت آن را به رنگ مشکی یا مقدار باینری صفر تبدیل نماید که در شکل ۶ نمایش داده شده است.

نتایج انتخاب بهترین ساختار شبکه عصبی مصنوعی

در آموزش شبکه از الگوریتم‌های آموزشی `trainlm`، `traingdm`، `traingd` و `trainscg` استفاده شد در ایجاد هر مدل الگوریتم آموزشی ثابت در نظر

¹-Otsu

²-Multi Modal



شکل ۴-۵- نمای شبکه عصبی پرسپترون دو لایه

جدول ۳- نتایج حاصل از تعداد نرون‌ها و زمان در پردازش شبکه دو لایه

Train gd		Train gdm		Train scg		Train lm		مدل
دقت	زمان	دقت	زمان	دقت	زمان	دقت	زمان	تعداد نرون
۸۰/۸۹	۹	۷۱	۸/۸۴	۹۶/۸۸	۶/۲۹	۹۹/۴۵	۶/۳۸	۵-۵
۸۹/۵۷	۸/۸۷	۶۲	۸/۸۳	۹۷/۷۶	۶/۳۷	۹۷/۳۱	۶/۱	۶-۶
۸۰/۳۴	۹/۰۹	۸۲	۹/۰۳	۹۷/۲۳	۶/۴	۹۹/۹۸	۵/۹	۷-۷
۸۰/۸۶	۹/۰۸	۲۷	۸/۸۸	۹۸/۳۴	۶/۳	۹۷/۲۸	۶/۱	۸-۸
۷۳/۴۵	۹/۰۳	۷۱	۹/۰۸	۹۷	۶/۳۶	۹۸/۶۸	۶/۱	۹-۹
۶۸/۹۹	۹/۱	۸۴	۹/۱۴	۹۸	۶/۳۹	۹۸/۸۸	۶/۵	۱۰-۱۰

خسارت در برگ خیار گلخانه‌ای می‌باشد، همچنین با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی به روش پس انتشار خطا و تابع آموزشی لونیبرگ مارکوات موفق به شناسایی و طبقه‌بندی هر ۵۰ نمونه از برگ (سالم و غیر سالم) با ساختار ۲۷-۷-۷-۳ و میزان دقت عملکرد ۹۹/۹۸ درصد شدیم که در مقایسه با روش-های انجام شده در این زمینه به دقت بالاتری دست یافته‌ایم.

نتیجه‌گیری

پژوهش ثابت شد با استفاده از نرم افزار MATLAB و جعبه ابزار پردازش تصویر می‌توان به شناسایی و تعیین میزان خسارت بیماری برگ خیار دست یافت. حذف پس زمینه برای تعیین نواحی آسیب دیده، بررسی در مدل‌های رنگی مختلف بمنظور استخراج ویژگی رنگی و در نهایت تعیین حد آستانه یک راه موثر برای طبقه‌بندی و تشخیص میزان

Published on International Federation for Information processing: 201-209.

3. Omrani, A., S., Mohtesebi, Sh., Rafiee, S., Hosseinpour and N., Nategh, 2014. Diagnosis of apple tree leaf using Image Analysis Techniques. 8th National Congress of Agricultural Engineering (Biosystems) and mechanization, 9 to 11 February, Ferdowsi University of Mashhad, Iran. (In Farsi)
4. Camargo, A., J., Smith, 2009. An Image processing Based Algorithm to Automatically Identify Plant

مراجع

1. Sankaran, S., A. Mishra, R. Ehsani and C. Davis, 2010. A review of advanced techniques for detecting plant diseases, Journal of Computer and electronics in Agriculture (72):1-13.
2. Wei, W., R., Chang, Y., Wang, H., Liu, Y., Du, J., Xu and L., Yang, 2012. A study of Image processing on Identifying Cucumber disease,

- Detection based on Image Processing, Journal of Telkominka (11): 3445-3450.
14. Bakhshipour, A., M.A., Peyman, A., Jafari, 2014. Using digital image processing method for diagnosing diseases of rice leaf area, 8th National Congress of Agricultural Engineering (Biosystems) and mechanization, 9 to 11 February, Ferdowsi University of Mashhad, Iran. (In Farsi)
 15. Yousefداد, A., A.H, Afkarisayah, M.R., Larijani, Y., Abaspour-Gilandeh, 2015. Compare healthy and defective fruit KIWI varieties based on color components using Image processing Techniques, National Conference on Advances in science and Engineering Base. (In Farsi)
 16. Nejadqomi, J., 2011. Digital image processing, computer science publications. (In Farsi)
 17. Mery, D., Pedreschi, F., and Soto, A., 2013. Automated design of a computer vision system for visual food quality evaluation. Food and Bioprocess Technology, 6(8):2093- 2108.
 18. Mollazade, K., Omid, M., Akhlaghian Tab, F., Rezaei Kalaj, Y., Mohtasebi, S.S., and Zude, M., 2013. Analysis of texture-based features for predicting mechanical properties of horticultural products by laser light backscattering imaging. Computers and Electronics in Agriculture, 98: 34-45. (In Farsi)
 19. Mohammadi, Y., J., Mobaraki, H., Aghiri, 2010. The effect of different rules to accurately model the neural network learning, 5th National Conference on Science and Engineering Watershed Iran. (In Farsi)
 - Disease Visual Symptoms, Biosystem Engineering 102(1): 9-21.
 5. Jayamala K.P., R., Kumar, 2011. Advances in Image processing for detection plant diseases, Journal of Advanced Bio informatics Application and Research (2): 135-141.
 6. Fao Statistical year book, 2013.
 7. Ministry of Agriculture statistics, Vol. II, 2013. Department of Planning and Economy, Center for Information and Communication Technology.
 8. Ahmadi, A., R., Qaderi, R., Sadeghi, H.A., Ramezani, 2011. Diagnosis and management of pests and diseases, greenhouse production (cucumbers, tomatoes, peppers, strawberries, flowers and ornamental plants) with a color atlas, Publications, training and Agricultural Extension. (In Farsi)
 9. Pourdarbani, R. and B., Rezaei, 2011. Automatic Detection of Greenhouse Plants by Image Analysis. Journal of Agricultural Machinery Science, 7(2): 171-174. (In Farsi)
 10. Dowlati, M., M. de la Guardia and S. S. Mohtasebi (2012). Application of machine-vision techniques to fish-quality assessment." Trac Trends in Analytical Chemistry 40(0): 168-179.(In Farsi)
 11. Mundada, R.G., V.V., Gohokar, 2013. Detection and classification of pests in greenhouse using image processing, Journal of Electronics and Communication Engineering 5 (6): 57-63.
 12. Pixia, D., W., Xiangdong, 2013. Recognition of greenhouse Cucumber Disease Based on Image processing Technology, Journal of Applied Sciences (3): 27-31.
 13. He, Q.H., B., Ma, D., Qu, Q., Zhang, X., Hou, J., Zhao, 2013. Cotton Pests and Diseases

Diagnosis of Powdery Mildew and Anthracnose cucumber Fungal Disease Using Image Processing and Artificial Neural Networks

Hadi Hosseini^{*19}, Davood Mohammad Zamani²⁰ and Abbas Arbab²¹

Received: 6 December 2015

Accept: 2 February 2016

Abstract

Given that most fungal diseases powdery mildew and anthracnose, cause to create damage in cucumber greenhouses. In this study with a method of non-destructive based on image processing and artificial neural network to distinguish the two types of fungal disease are discussed. Implementation Steps method proposed include three-part: segmentation, separate the damaged leaves and classification of the disease. After extracting the color and feature from cucumber leaf. For separation different classes of image, samples will train by multi-layer neural network by algorithm back-propagation error method. Input was Average main color components (R, G, B) images and 0 output as healthy leaf, 1 (powdery mildew) and two is Anthracnose. The structure of this network is 27-7-7-3. Use tansig transfer for hidden layer and output and between of educational functions, Levenberg-Marquardt's was the most appropriate performance and accurate diagnosis can be 99/98 percent.

Key Words: Anthracnose, Feature Extraction, Neural Network, Powdery Mildew, Segmentation.

¹⁹ Department Technical Engineering and Agricultural Machinery, Institute of Technical & Vocational Higher Education, Tehran, Iran

²⁰ Department of Biosystems Engineering, College of Agriculture, Takestan Branch, Islamic Azad University, Takestan, Iran

²¹ Department of Entomology Agriculture, College of Agriculture, Takestan Branch, Islamic Azad University, Takestan, Iran

* Corresponding Author: hossein.hadii@yahoo.com