

تشخیص آفت سوسک چهار نقطه‌ای نخود به کمک پردازش تصویر و شبکه عصبی

سامان سجادیان^{۱*}، داود محمدزمانی^۲ و عباس ارباب^۳

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۶/۳

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۸/۲۹

چکیده

نظر به اهمیت تشخیص مکانیزه آفات گیاهان، در این پژوهش تشخیص آفت نخود توسط تکنیک پردازش تصویر با بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی مصنوعی شبیه‌سازی شده است. بدین منظور تعدادی تصویر در ابعاد ۱۸×۲۷ پیکسل از نخودهای سالم و آسیب دیده بعنوان تصاویر آموزش تهیه شده و پس از استخراج ویژگی آنها توسط موجک گابور، بعنوان داده‌های آموزشی به شبکه عصبی اعمال گردید. سپس برای تست شبکه، یک دسته از داده‌ها که در آموزش شبکه هیچ نقشی نداشته‌اند بعنوان داده تست به شبکه اعمال شده و نتایج آن مورد بررسی قرار گرفته‌اند. در این پژوهش از شبکه‌های عصبی پرسپترون و ال‌من استفاده شد که شبکه پرسپترون نتایج بهتری نسبت به شبکه ال‌من داشت.

کلمات کلیدی: آفت نخود، پردازش تصویر، شبکه عصبی، شبکه پرسپترون.

^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

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

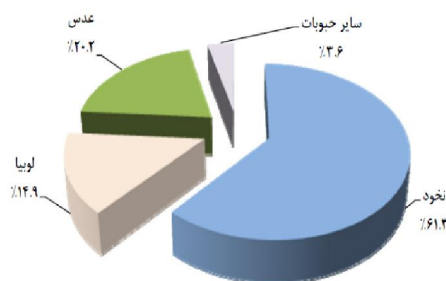
(* نویسنده مسئول: Saman.sajadian2014@gmail.com)

مقدمه

اینکه هزینه و نیروی انسانی زیادی را می طلبد بازده پایینی در شناسایی و از بین آفات کشاورزی داشته است. بخصوص زمانی که زمین های کشاورزی گسترده باشند میزان هزینه ها بسیار بیشتر هم می شود.

سطح برداشت حبوبات در سال زراعی ۹۱-۹۲ ، حدود ۷۷۰ هزار هکتار معادل ۶/۳ درصد سطح برداشت محصولات زراعی به حبوبات اختصاص یافته است. از این مقدار سهم نخود ۳/۶۱ درصد ، عدس ۲/۲۰ درصد و لوبیا ۹/۱۴ درصد می باشد.

محصولات کشاورزی یکی از منابع اصلی تغذیه بشر به شمار می روند. در کشاورزی مدرن از روش های مختلفی برای افزایش بازده این محصولات استفاده می کنند. یکی از شایع ترین مشکلاتی که در زمینه ضرر و زیان به محصولات کشاورزی وجود دارد، گسترش آفات گیاهی می باشد که باعث از بین رفتن بسیاری از محصولات کشاورزی می شود. کارشناسان حوزه کشاورزی با چشم غیر مصلح به شناسایی آفات و مبارزه با آنها اقدام می کنند اما این کار علاوه بر



شکل ۱- درصد توزیع سطح برداشت گروه محصولات حبوبات (آمارنامه کشاورزی، ۱۳۹۲).

شاخک ۱۱ بندی و همه بندهای شاخک به رنگ قرمز روشن می باشند.

بدن کشیده و بالپوش ها کوتاهند و در نتیجه بالپوش ها تمام شکم را نمی پوشانند. طول هر بالپوش تقریباً دو برابر پهنای آن بوده و در روی هر کدام از آنها دو لکه وجود دارد که یکی در وسط به رنگ سیاه و دیگری در انتها به رنگ قهوه ای متمایل به سیاه می باشد. رنگ عمومی بالپوش ها نیز قهوه ای مایل به قرمز است. پیش قفسه سینه به شکل مخروط ناقص و به رنگ قرمز روشن و یا قهوه ای

آفات محصولات^۱ باعث کاهش تولید و خسارت های زیاد اقتصادی در بخش کشاورزی می شود. پایش کردن سلامتی و تشخیص بیماری در گیاهان و درختان در کشاورزی پایدار^۲ حائز اهمیت است. سوسک چهار نقطه ای نخود^۳ حشرات کامل کوچک و به طول ۲ تا ۵ میلی متر هستند. رنگ آن بسیار متغیر بوده و اغلب به رنگ های قرمز، سیاه، سفید و بلوطی دیده می شوند. سر سیاه رنگ و

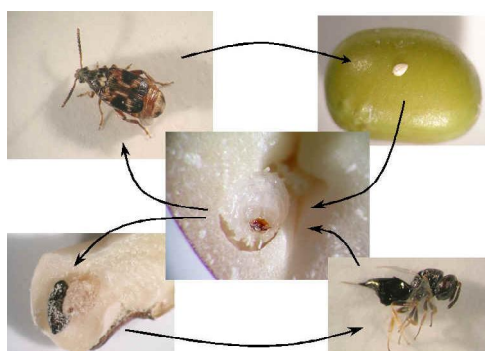
1- Crops pest
2- Sustainable Agriculture
3- Callodobruchus Maculates Fabricius

کشاورزی خود کارسازی سیستم‌های کاشت، داشت و برداشت و عرضه محصول و بسته بندی کردن آن می‌باشد.

در شکل ۲ مراحل نابالغ سوسک چهار نقطه‌ای آورده شده‌است. در فرم بی بال ۲ شکلی جنسی به وضوح قابل مشاهده است در حالیکه در فرم بالدار نر و ماده تفاوت چندانی ندارند. این حشره در سال ۶ تا ۷ نسل دارد. رنبر Anisopteromalus calandrae پارازیت لاروهای سن چهارم پیش شفیره شفیره می‌باشد (ارباب، ۱۳۹۱).

دیده می‌شود. ساق پای عقبی بسیار قوی است که در شکل ۲ آورده شده‌است.

امروزه روش‌های بررسی بسیار غیرقابل اعتماد گشته‌اند و هر روزه تقاضای بیشتری برای استفاده از فن آوری‌های نوین می‌شود. از جمله حوزه‌هایی که می‌تواند به صنعت کشاورزی کمک کند، فناوری‌های هوش مصنوعی می‌باشد. کاربرد های هوش مصنوعی در کشاورزی موارد متنوعی از جمله نقشه برداری از سطح زمین، استخراج اطلاعات کشاورزی، وضعیت آبی و زراعی زمین، وضعیت مراتع را در بر می‌گیرد. همچنین یکی از پرکاربردترین استفاده‌های هوش مصنوعی در



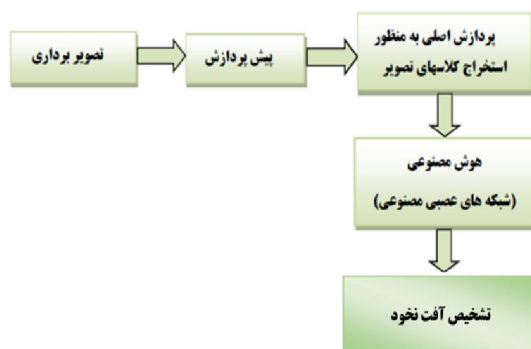
شکل ۲- مراحل نابالغ سوسک چهار نقطه‌ای حبوبات

فناوری ماشین بینایی^۱ و پردازش تصویر^۲ قادر است بطور خودکار آفات محصولات را تشخیص، تفکیک و طبقه‌بندی کند. طراحی و کاربرد این فناوری‌ها بطور عمده به کاهش کاربرد مواد شیمیایی و کاهش هزینه‌های پرسنلی و افزایش حاصلخیزی و کیفیت محصول کمک می‌کند. امروزه بکارگیری فناوری ماشین بینایی و تکنیک‌های پردازش تصویر کاربرد گسترده‌ای در صنعت و

یکی از راه‌کارهای افزایش کیفیت و بهداشت یک محصول بکارگیری ماشین‌ها و تجهیزات خودکار با حداقل دخالت نیروی انسانی است. ماشین‌هایی که بیشتر مراحل کاری آن‌ها بطور خودکار صورت گرفته و اتکای آن به عومل انسانی کمتر باشد. در گذشته اغلب عملیات کشاورزی به صورت دستی و با بکارگیری نیروی انسانی انجام می‌شد.

^۱ -Machine Vision
^۲ -Image Processing

کشاورزی پیدا کرده است. در این مقاله در شکل ۳ بلوک دیاگرام الگوریتم بینایی نشان داده شده است.



شکل ۳- بلوک دیاگرام الگوریتم بینایی

اکتشاف فضا، به سبب یافتن دقیق آسیب نخودها به ابزاری نیاز است که پنجره ها را به منظور وجود و عدم وجود آسیب نخود آزمایش نمایند. این ابزار همانند تابعی عمل می نماید که پنجره را بعنوان ورودی دریافت کرده و هر چه مقدار بازگردانده شده از آن بزرگتر باشد، احتمال وجود یک آسیب در مرکز پنجره بیشتر است. این ابزار یک شبکه عصبی است که به کمک پنجره های دارا و فاقد آسیب نخود آموزش دیده است.

تعیین نادقیق محل آسیب

هدف از این بخش تعیین نادقیق پنجره هایی است که امکان وجود آسیب در آنها وجود دارد. یک تصویر بزرگ شامل هزاران پنجره است. زیرا که اگر پنجره ها با مرکز آن که یک پیکسل است، شناخته شود، با تقریب بدون در نظر گرفتن حاشیه ها می توان به تعداد پیکسل های تصویر پنجره دست یافت. مشکل، تعداد زیاد پنجره ها است. با حجم عملیاتی که روی هر پنجره صورت می گیرد، امکان پردازش همه پنجره ها در زمان مطلوب وجود ندارد. با توجه به آنکه نمی توان از اطلاعات رنگ نخود

اهداف از انجام این تحقیق ارائه یک الگوریتم با دقت بالا به منظور تشخیص آفت سوسک چهار نقطه ای نخود به کمک پردازش تصویر، بکارگیری نتایج تصاویر پردازش شده در ماشین بینایی برای تشخیص و کنترل آفت، ارائه الگوریتمی که قادر به تجزیه و تحلیل تصاویر جمع آوری شده در کوتاه ترین زمان ممکن و استفاده از ابزار ساده و ارزان قیمت بمنظور طراحی الگوریتم است.

مواد و روش ها

روش پیشنهادی شامل دو بخش است. بخش اول شامل یافتن پنجره هایی است که احتمال وجود آسیب نخود در آنها بیشتر است و هر پنجره با مرکز آن شناخته می شود. خروجی بخش اول تعدادی نقطه می باشد که تصور می شود در آنها آسیب وجود دارد. به این نقاط مراکز نادقیق گفته می شود زیرا که این پنجره ها یا شامل آسیب نمی باشند و یا مکان آنها با نخود واقعی در تصویر اندکی تفاوت دارد. دومین بخش الگوریتم جستجوی فضای اطراف مرکز نادقیق می باشد. در این الگوریتم برای

اطراف این مراکز نادقیق را در صورت لزوم برای یافتن بهترین پاسخ وجود آسیب دیدگی نخود مورد بررسی قرار دهد.. الگوریتم یاد شده به قرار زیر است:

الف) ابتدا مراکز نادقیق جهت ارجاع به شبکه علامتگذاری می‌شوند.

ب) تا زمانی که مرکزی برای تست یافت نشود:

۱- مراکز علامت گذاری شده به شبکه عصبی ارجاع داده شود.

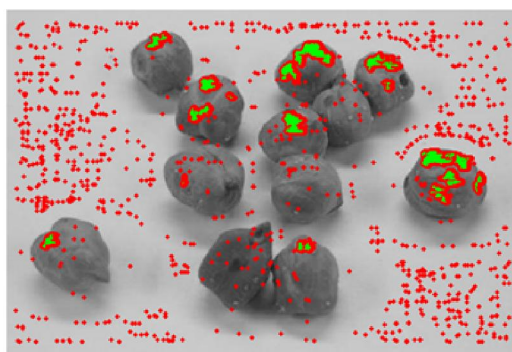
۲- در صورتیکه شبکه عصبی برای هر مرکز مقداری بزرگتر از آستانه را بازگرداند، پیکسل‌های کناری را در صورتی که علامتگذاری نشده اند، علامت بگذارد.

با استفاده از این الگوریتم، فقط نواحی لازم مورد بررسی قرار می‌گیرند و صرفه جویی زیادی در زمان آشکارسازی نقاط آسیب نخود صورت می‌گیرد. شکل ۴ مراکز بررسی شده توسط شبکه عصبی را نمایش می‌دهد.

بهره برد. ایده، بکارگیری ضرایب همبستگی است. همبستگی برابر است با حرکت دادن پنجره بر روی تصویر و ضرب داخلی آنها برای تعیین نقاط نادقیق، ابتدا فرآیند متعادل سازی هیستوگرام روشنایی روی تصویر ورودی انجام می‌شود. این کار به منظور ایجاد بیشترین کنتراست ممکن، انجام می‌گیرد. سپس نتیجه با پنجره ای از تصویر آسیب نخود دلخواه ضرب شده که در نواحی مشکوک به حضور آسیب، ضرایب بزرگتری بوجود می‌آیند. با استخراج این بیشینه‌های محلی، دسته نقاط اولیه به عنوان مراکز نادقیق پنجره‌های محتمل به وجود آسیب نخود بدست می‌آیند.

اکتشاف اطراف مراکز نادقیق

مراکز نادقیق بدست آمده در بخش قبل که مرکز پنجره‌های مستطیلی می‌باشند، یا بطور کل شامل نخود نمی‌باشند و یا مرکز پنجره‌ها بر روی نقاط آسیب نخود در تصویر منطبق نمی‌باشند. برای رفع این مشکل، الگوریتمی نیاز است که فضای



شکل ۴- مراکز پنجره‌های بررسی شده توسط شبکه عصبی

مرکز پنجره حاوی آسیب نخود انتخاب می‌شود و این مرکز بزرگترین مقدار بازگردانده شده از شبکه عصبی را دارا بوده و از مقدار آستانه نیز بزرگتر

در شکل ۴ نقاط سبز و قرمز به ترتیب نقاطی هستند که مقداری بالاتر و پایینتر از مقدار آستانه (۰/۶) را توسط شبکه برگردانده‌اند. در نواحی بررسی شده (نواحی سبز) تنها یک مرکز به عنوان

از کانولوشن یکی از اعضای خانواده موجک با تصویر ورودی محاسبه می شود.

رابطه $O_{\mu, \nu}(z) = I(z) * \Psi_{\mu, \nu}(z)$ که در آن $*$ بیانگر عملگر کانولوشن است. معادله موجک ν و بزرگنمایی μ کار رفته در تبدیل با جهت گابور در حقیقت گویای یک موج ساده صفحه‌ای با فرکانس و جهت مشخص است که در زیر یک تابع گوسی به دام افتاده است. این معادله به شکل‌ها و فرم‌های مختلف بسته به نوع سامانه مختصات اعم از قطبی یا دکارتی می‌تواند تعریف شود و فرم زیر مرسوم ترین شکل نمایش آن در مقالات مختلف است که بیانگر طول و جهت موج است.

$$\psi_{\mu, \nu}(z) = \frac{\|k_{\mu, \nu}\|^2}{\delta^2} \exp\left(\frac{-\|k_{\mu, \nu}\|^2 \|z\|^2}{2\delta^2}\right) \left(e^{ik_{\mu, \nu} z} - e^{-\frac{\delta^2}{2}}\right)$$

در رابطه فوق، K بیانگر طول و جهت موج است و از رابطه زیر محاسبه می شود:

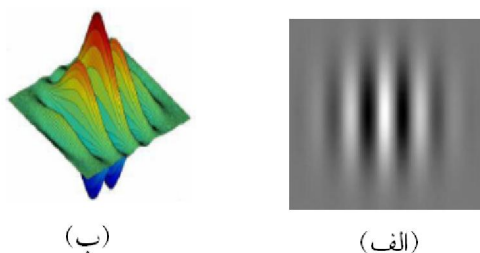
$$k_{\mu, \nu} = k_{\nu} e^{i\phi_{\mu}} \quad k_{\nu} = \frac{k_{ma}}{f\nu} \quad \phi_{\nu} = \mu \frac{\pi}{8}$$

همانگونه که از رابطه فوق معلوم است، μ در $\pi/8$ ضرب شده و فاز عدد K را ساخته است، بنابراین مقداری صحیح از ۰ تا ۷ خواهد داشت. مقادیر بزرگتر موجی با جهات تکراری تولید می‌کنند. ν هم می‌تواند مقداری بین ۰ تا ۴ داشته باشد و در مجموع چهل موجک با جهات و اندازه های متفاوت بدست می‌آید. برای درک تحلیلی بهتر از این موجک، یکی از اعضای این خانواده با ابعاد 128×128 و پارامترهای $\nu=7$ ، $\mu=4$ ، $f = \sqrt{2}$ ، $\delta=2\pi$ ، $k_{ma}=\pi$ در شکل ۵ نشان داده شده است.

می‌باشد. شبکه عصبی هر نقطه آسیب نخود را با یک نقطه مشخص می‌کند.

استخراج ویژگی از پنجره

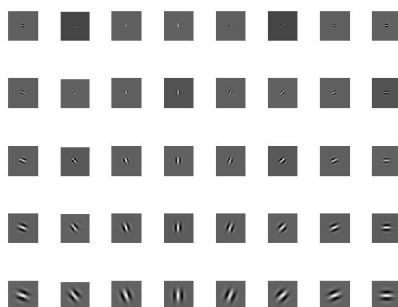
وقتی صحبت از ارجاع پنجره به شبکه عصبی می‌شود، این عمل بطور مستقیم صورت نمی‌پذیرد. بلکه در این میان یک طبقه برای استخراج ویژگی‌های پنجره وجود دارد و این بردار ویژگی‌ها هستند که برای وجود یا عدم وجود آسیب نخود به شبکه عصبی می‌روند. این ویژگی‌های استخراج شده هستند که تشخیص آسیب را نسبت به تغییرات نور محیط مقاوم می‌گرداند. در مرحله استخراج ویژگی، از تبدیل موجک گابور استفاده شده است. تبدیل موجک گابور نیز مانند سایر تبدیل موجک‌های مختلف به علت خواص منحصر به فرد خود در حوزه‌هایی از پردازش تصویر و ماشین بینایی بکار گرفته شده است. فیلتر گابور یکی از ابزارهایی است که می‌تواند برای استخراج ویژگی تصویر بکار گرفته شود. این موجک‌ها زمینه‌ای برای درک فرکانس تصاویر و تحلیل آنها در حوزه مکان فراهم کرده‌اند و بزرگترین مزیت آنها تغییرات آرام در حوزه فرکانس است. توابع دو بعدی گابور لبه اشکال، همچنین گودی‌ها و برآمدگی‌های تصویر را تقویت می‌نمایند. اگر تصویر ورودی با مقادیر شدت نور سطوح خاکستری باشد، تبدیل موجک تصویر طبق رابطه



شکل ۵- نمایش یکی از اعضای خانواده موجک گابور بصورت الف: دوبعدی ب: سه بعدی

می‌شود. شکل ۶ ساختار کلی مراحل استخراج ویژگی از تصویر یک نخود را نشان می‌دهد. پنجره‌ای از تصویر که قرار است در مورد آسیب بودن آن تصمیم‌گیری شود قبل از هر چیز از نظر هیستوگرام سطوح خاکستری متعادل می‌شود. در قدم بعدی تبدیل فوریه آن در تبدیل‌های فوریه موجک‌های گابور ضرب می‌شود.

آنگونه که از شکل ۵ بر می‌آید، موجک گابور موجی صفحه‌ای با دامنه کاهشی است. شکل ۵ همه موجک‌های بکار گرفته شده در این تحقیق را نشان می‌دهد که چهار عدد می‌باشند که چهار عدد از این موجک‌ها در آن دو بار تکرار شده‌اند. پس از معرفی موجک‌های گابور در اینجا به نحوه استخراج ویژگی از نخود آسیب دیده پرداخته



شکل ۶- همه موجک‌های خانواده تبدیل گابور بکار گرفته شده در این تحقیق

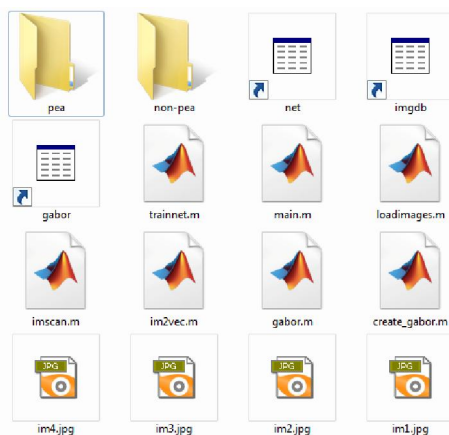
تعمیم بدین معنی است که شبکه با تعداد محدود و اندکی از داده‌های آموزشی که در اینجا بردارهای نخود سالم و آسیب دیده است، آموزش داده می‌شود و انتظار می‌رود که شبکه بتواند در مقابل بردارهایی که قبلاً آنها را مشاهده نکرده، پاسخ مطلوبی ارائه دهد.

ساختار شبکه عصبی

برای طبقه‌بندی ویژگی‌های بدست آمده به دو کلاس نخود سالم و آسیب دیده، از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شده است. برای انتخاب و طراحی شبکه عصبی مناسب، عوامل زیادی دخیل هستند. سه نمونه از مهمترین آنها، زمان پاسخگویی، حجم محاسبات و قابلیت تعمیم است. قابلیت

می‌گیرند که تصاویر نخود آسیب دیده در پوشه `pea` و تصاویر نخود سالم در پوشه `non-pea` قرار می‌گیرند. تمامی این تصاویر از نوع `Grayscale`، با پسوند `png` و ابعاد 18×27 هستند. چهار تصویر نخود نمونه بکار گرفته شده که تصاویری از نخودهای سالم و آسیب دیده با کتراست‌های متفاوت هستند نیز در پوشه اصلی برنامه قرار دارند. همچنین در جریان اجرای برنامه سه فایل دیگر شامل شبکه عصبی، دیتابیس و فیلتر لازم برای بکارگیری در برنامه که توسط خود برنامه ساخته می‌شوند نیز در این پوشه قرار می‌گیرند. این پوشه در شکل ۷ نشان داده شده است.

شبیه سازی روش پیشنهادی توسط نرم افزار MATLAB
 روش پیشنهادی تحت نرم افزار MATLAB شبیه‌سازی و برنامه‌ریزی گردیده که این برنامه شامل ۷ زیر برنامه و دو پوشه است که همگی در پوشه اصلی برنامه قرار می‌گیرند و برنامه از این پوشه اجرا می‌گردد. ۷ زیر برنامه، ام-فایل‌هایی (M-File) هستند که توسط آنها توابع جدید به MATLAB معرفی گردیده و نیز دستورات لازم جهت اجرای روش پیشنهادی در آنها قرار دارند تا MATLAB بتواند روش پیشنهادی را بصورت مورد نظر پیاده سازی و اجرا کند. تصاویر شامل نخودهای سالم و آسیب دیده که جهت آموزش شبکه عصبی بکار گرفته می‌شوند در دو پوشه قرار



شکل ۷- پوشه اصلی برنامه شامل تمام موارد لازم جهت اجرای روش پیشنهادی

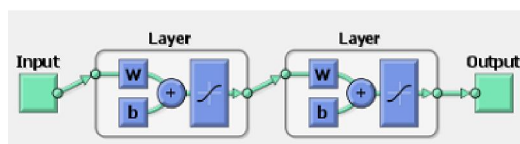
نتایج انتخاب شبکه عصبی

خطا (mse) برای هر کدام ۴-۱۰ تعیین گردیده و تا ۱۰۰ دوره مورد آموزش قرار گرفتند و هر دو شبکه با ۶۹ تصویر نخود آسیب دیده و ۵۹ تصویر نخود سالم آموزش دیدند. پس از مرحله آموزش، این دو شبکه بر روی ۲۰ تصویر مورد آزمایش قرار گرفته و عملکرد آنها با هم مقایسه شد.

نتایج آموزش شبکه پرسپترون

شماتیک شبکه عصبی پرسپترون سه لایه شبیه سازی شده در نرم افزار MATLAB را در شکل ۸ مشاهده می کنید.

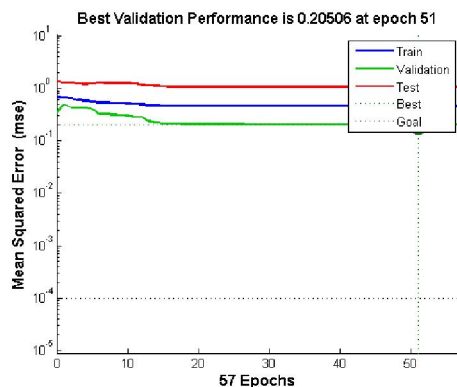
برای انتخاب شبکه عصبی مناسب جهت بکارگیری روش پیشنهادی، از شبکه های عصبی پرسپترون و المن استفاده گردید. این دو شبکه توسط الگوریتم Levenberg-marquat آموزش داده شد و نتایج آنها با هم قیاس گردید. شبکه پرسپترون استفاده شده سه لایه بوده و دارای ۴۲۰ نرون در لایه اول، ۲۰۰ نرون در لایه دوم و یک نرون در لایه سوم (خروجی) است. شبکه المن دو لایه بوده و ۳۲ نرون در لایه اول و یک نرون در لایه خروجی دارد. نرخ میانگین مربعات



شکل ۸- شماتیک شبکه عصبی پرسپترون

آموزش به عملکرد معین شده رسیده است. شکل ۱۰ تعداد دوره آموزش، زمان آموزش و عملکرد شبکه پس از آموزش را نشان می دهد.

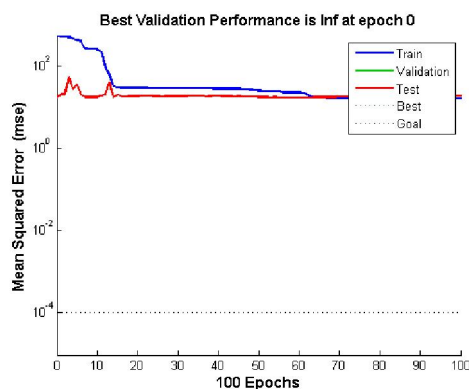
این شبکه با استفاده از تصاویر آموزشی و الگوریتم Levenberg-marquat مورد آموزش قرار گرفت که نمودار آموزش آن در تصویر ۹ ارائه شده است. آنگونه که از این نمودار بر می آید، این شبکه به خوبی آموزش دیده و پس از گذراندن ۵۷ دوره



شکل ۹- نمودار آموزش شبکه پرسپترون

نتایج آموزش شبکه المن

این شبکه پس از شبیه سازی توسط تصاویر آموزشی و الگوریتم Levenberg-marquat تحت آموزش قرار گرفت که نمودار آموزش این شبکه در تصویر ۱۰ ارائه شده است. آنگونه که از نمودار آموزش شبکه بر می آید، این شبکه نتوانسته پس از طی ۱۰۰ دوره آموزش به عملکرد تعیین شده ۴-۱۰ برسد.



شکل ۱۰- نمودار آموزش شبکه المن

انتخاب گردد. نتایج حاصل از آموزش این دو شبکه در جدول ۱ ارائه شده است.

در این پژوهش، دو شبکه عصبی پرسپترون و المن شبیه سازی و آموزش داده شد تا از بین آنها بهترین شبکه برای بکارگیری در روش پیشنهادی

جدول ۱- نتایج حاصل از آموزش دو شبکه منتخب

عملکرد	تعداد دوره آموزش	نوع شبکه
۰/۴۵۹	۵۷	پرسپترون
۱۶/۴	۱۰۰	المن

آزمایش قرار داد تا مشخص گردد کدام شبکه در عمل بهتر است و نقاط ضعف و قوت هر شبکه چیست. لذا برای اینکه بتوان به نتیجه گیری بهتری برای انتخاب شبکه رسید، این دو شبکه با بکارگیری روش پیشنهادی برای تشخیص آسیب

آنگونه که در جدول ۱ مشخص است، شبکه پرسپترون به عملکرد تعیین شده ۴-۱۰ رسیده اند اما شبکه المن به عملکرد تعیین شده نرسیده است. از آنجایی که رسیدن به نرخ عملکرد تنها فاکتور بهترین شبکه نیست، باید این دو شبکه را مورد

نخود در ۲۰ تصویر مورد آزمایش قرار گرفته اند که نتایج حاصل از آن در جدول ۲ ارائه شده است.

جدول ۲- نتایج آزمایش دو شبکه منتخب بر روی ۲۰ تصویر نخود

نوع شبکه	عدم تشخیص	خطای تشخیص اشتباه
پرسپترون	۲	۳
المن	۶	۵

نرم افزار MATLAB شبیه‌سازی گردید و یک شبکه عصبی و یک الگوریتم آموزش شبکه عصبی برای برنامه طراحی شد. سپس روش پیشنهادی با بهره‌گیری از این شبکه شبیه‌سازی نهایی شده و بر روی ۶۹ تصویر آزمایش گردید. سپس با تقسیم مقدار سطح آسیب‌دیده به سطح کل نخود، میزان آسیب بصورت درصدی از کل محاسبه گردید. روش پیشنهادی خطای کمی (۶/۱۷ درصد خطای عدم تشخیص و ۴/۸۶ درصد خطای تشخیص اشتباه) داشته و توانست با نرخ بالایی نخودهای آسیب دیده را آشکارسازی نماید. این آشکارسازی بطور متوسط برای هر تصویر یک دقیقه و چهل ثانیه زمان لازم داشته است. لذا با توجه به نتایج حاصله از این پژوهش، و نیز با توجه به عدم نیاز روش پیشنهادی به سخت افزارهای خاص و نیز سهولت بکارگیری این روش می‌توان نتیجه گرفت که روش ارائه شده می‌تواند روشی کارآمد برای آشکارسازی آسیب نخود و محاسبه میزان آسیب آن باشد.

پیشنهادها

در این پژوهش، روشی برای تشخیص آسیب نخود و محاسبه میزان آسیب ارائه گردید. برای انجام این هدف از ویژگی‌های موجک گابور و طبقه‌بندی توسط شبکه عصبی مصنوعی بهره گرفته شد. برای بهبود کارایی این روش و تکمیل آن، پیشنهادهایی به شرح ذیل ارائه می‌شود:

از آنجا که میزان دقت طبقه‌بندی شبکه عصبی به تعداد تصاویر آموزشی بستگی دارد، پیشنهاد می‌گردد تعداد تصاویر آموزشی نخودهای سالم و آسیب دیده بیشتر شود و عکس از آسیب

در جدول ۲ خطای عدم تشخیص، نقاط آسیبی است که توسط شبکه تشخیص داده نشده است و خطای تشخیص اشتباه نقاطی هستند که به اشتباه آسیب تشخیص داده شده اند. همانگونه که از نتایج پیداست، شبکه پرسپترون عملکرد بهتری نسبت به شبکه المن داشته است. لذا شبکه پرسپترون برای بکارگیری روش پیشنهادی بهتر از شبکه المن است. در تصویر زیر، یکی از تصاویر پردازش شده توسط شبکه پرسپترون نمایش داده شده است.

تعیین تعداد نرون های لایه میانی

پس از انتخاب شبکه پرسپترون بعنوان بهترین شبکه عصبی و الگوریتم Levenberg-marquat بعنوان الگوریتم یادگیری شبکه برای این مساله خاص، می‌توان بهترین توپولوژی از لحاظ تعداد نرون های لایه میانی را تعیین نمود. برای این منظور از روش حداقل مقدار میانگین مربعات خطا استفاده شده است؛ بدین صورت که یک نمودار میله بر اساس تعداد نرون‌ها و میانگین مربعات خطای (MSE) نتایج حاصل از شبکه رسم شده است و تعداد نرون‌هایی که دارای حداقل مقدار MSE بوده را بعنوان مقدار بهینه تعداد نرون‌ها انتخاب نموده‌ایم.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش، روشی برای تشخیص آسیب نخود و محاسبه میزان آسیب پیشنهاد و ارایه شد. برای این منظور از ضریب همبستگی پنجره‌ای شامل تصویر یک نخود و تصویر مورد نظر، موجک گابور برای استخراج ویژگی‌ها و طبقه‌بندی شبکه عصبی بهره گرفته شد. روش پیشنهادی در محیط

۷. گونزالس، و.، ۱۳۸۸. پردازش تصویر در متلب ترجمه مصطفی کیا، انتشارات کیان رایانه سبز.

۸. محمدی تاکامی، م.م.، ۱۳۸۴. تاریخچه شبکه‌های عصبی، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی، گروه مهندسی برق کنترل

۹. منهاج، م.، ۱۳۸۴. مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی جلد ۱، انتشارات دانشگاه صنعتی امیر کبیر.

۱۰. نظری چمکی، ا.، ۱۳۹۱. تشخیص خوشه قرمز انگور ایستاده با استفاده از پردازش تصویر و شبکه عصبی به منظور کاربرد در روبات برداشت انگور، پایان‌نامه مقطع کارشناسی ارشد، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تاکستان.

۱۱. ویسی، ه.، ۱۳۸۸. شبکه‌های عصبی، معماری الگوریتم‌ها و کاربردها، انتشارات نص.

12. Pourdarbani, R. and BehnamRezei, 2011. Automatic Detection of Greenhouse Plants by Image Analysis. *Journal of Agricultural Machinery Science*, 7(2): 171-174.

13. W. III L. and Martinson, T.E., 2003., Nondestructive leaf area estimation of 'Niagara' and 'DeChaunac' grapevines. *Scientia Horticultuare*, 98: 493-498.

14. K.-L. Du and M.N.S. Swamy, 2006. *Neural Networks in a Softcomputing Framework*, Springer-Verlag London Limited, Ch. 2, 6.

15. Leonid I. Perlovsky, (2001) *Neural Networks and Intellect*:

اززوایای مختلف تهیه شود تا دقت پیشبینی و تشخیص شبکه عصبی افزایش یابد. از آنجایی که سرعت اجرای برنامه کم است، پیشنهاد می‌شود بر روی سایر الگوریتم‌های یادگیری که سرعت بالاتری دارند، تحقیق شود. اندازه بردار ویژگی نیز تاثیر زیادی بر زمان پردازش شبکه عصبی دارد. برای کاهش زمان پردازش می‌توان بر روی روش‌های کاهش مولفه‌های این بردار تحقیق نمود.

منابع

۱. بی نام ۱۳۹۱ آمارنامه فصل زراعی جلد دوم، معاونت برنامه‌ریزی و اقتصادی، مرکز فناوری اطلاعات و ارتباطات.

۲. ارباب، ع.، ۱۳۹۱. آفت شناسی محصولات کشاورزی و مدیریت آن‌ها، انتشارات دانشگاه آزاد اسلامی.

۳. امیدي ارجنكي، ا.، مدرس مطلق و احمدي مقدم، پ ۱۳۹۱. طراحی، ساخت و ارزیابی سامانه هوشمند درجه‌بندی گوجه فرنگی، هفتمین کنگره ملی مهندسی ماشین‌های کشاورزی و مکانیزاسیون.

۴. پور حسین، ا.، ۱۳۹۱. کاربرد پردازش تصویر در شناسایی آفات گیاهی.

۵. خادمی، م و داود جعفری، ۱۳۸۳. پردازش تصویر رقمی، انتشارات دانشگاه فردوسی مشهد.

۶. سراج الدین، ع.، پیمان معلم و پورقاسم، ح ۱۳۹۱. طبقه بندی سیب بر اساس ویژگی های آماری و بافتی با استفاده از طبقه بندی SVM، اولین کنفرانس ملی ایده های نو در مهندسی برق.

20. Cornelius T. Leondes, (1998) Optimization Techniques: Neural Network Systems Techniques and Applications, Academic Press, Vol. 2.
21. Nicholas Maxwell, (2003) Is Science Neurotic, Imperial College Press, Ch. 1, 2.
22. Nils J. Nilsson, (1998) Artificial Intelligence A New Synthesis, Morgan Kaufmann Publishers, Inc., Ch. 1, 3, 4.
23. Lionel Tarassenko, (1998) A Guide to Neural Computing Applications, John.
16. Using Model-Based Concepts, Oxford University Press, Ch. 1-4.
17. Michael A. Arbib, (2002) The Handbook of Brain Theory and Neural Networks, The MIT Press, Second Edition.
18. Daniel Graupe, (2007) Principles of Artificial Neural Networks, World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., Vol. 6, Second Edition, Ch. 1, 3, 4, 6.
19. Frederick R. Prete, (2004) Complex Worlds From Simpler Nervous Systems, The MIT Press, Ch. 1.

Diagnose of pest Pea with image processing and Artificial neural network

Saman sajadian ^{*9}, Davood Mohammad Zamani¹⁰, Abbas A^rbab¹¹

Received: 23 August 2015

Accept: 18 November 2015

Abstract

Considering the significance of mechanized distinction of plants pests, in this investigation, the distinction of pea pest has been simulated by an image process technic using artificial neural network. For this, some images in dimension of 18*27 Pixels of healthy and unhealthy peas are provided as training images and after extraction of the property of them by Gabor wavelets, results were used as training data on neural network. Then to test the network, a part of data which hasn't played any roles in training network are used as tested data in the network and the result is investigated. In this appeal, Artificial neural networks and Elman are used, that Artificial network had better results in comparison to Elman.

Key words: image process -neural network - pests - pea

⁹ Department Technical Engineering and Agricultural Machinery, Institute of Technical & Vocational Higher Education, Tehran, Iran

¹⁰ Department of Biosystems Engineering, College of Agriculture, Takestan Branch, Islamic Azad University, Takestan, Iran

¹¹ Department of Entomology Agriculture, College of Agriculture, Takestan Branch, Islamic Azad University, Takestan, Iran

* Corresponding Author: Saman.sajadian2014@gmail.com