



تشخیص آفت سوسک چهار نقطه‌ای نخود توسط پردازش تصویر و شبکه عصبی مصنوعی

سامان ساجدیان^{*۱}

تاریخ دریافت: ۹۶/۴/۸

تاریخ پذیرش: ۹۶/۵/۲۳

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.

واژه‌های کلیدی: پردازش تصویر - شبکه عصبی - آفات - نخود

مقدمه:

بر می‌گیرد. همچنین یکی از پرکاربردترین استفاده‌های هوش مصنوعی در کشاورزی خود کارسازی سیستم‌های کاشت، داشت و برداشت و عرضه محصول و بسته بندی کردن آن می‌باشد.

آفات محصولات باعث کاهش تولید و خسارت‌های زیاد اقتصادی در بخش کشاورزی می‌شود. پایش کردن سلامتی و تشخیص بیماری در گیاهان و درختان در کشاورزی پایدار حائز اهمیت است. 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 عوامل انسانی کمتر باشد. در گذشته اغلب عملیات کشاورزی به صورت دستی و با بکارگیری نیروی انسانی انجام می‌شد.

سوسک چهار نقطه‌ای نخود یکی از مهمترین آفات انباری می‌باشد. این حشره در اوایل بهار در طبیعت از گرده گل‌ها تغذیه نمایند ولی در انبار برای بالغ شدن نیازی به تغذیه ندارند. دمای محیط در طول عمر حشرات بالغ بسیار موثر است، به طوریکه میانگین طول عمر حشرات بالغ در دماهای ۱۵، ۲۷ و ۳۴ به ترتیب ۲۶، ۱۰ و ۷ روز بوده است و در دمای ۲۵-۳۰

محصولات کشاورزی یکی از منابع اصلی تغذیه بشر به شمار می‌روند. در کشاورزی مدرن از روش‌های مختلفی برای افزایش بازده این محصولات استفاده می‌کنند. یکی از شاخه‌های مهم مشکلاتی که در زمینه ضرر و زیان به محصولات کشاورزی وجود دارد، گسترش آفات گیاهی می‌باشد که باعث از بین رفتن بسیاری از محصولات کشاورزی می‌شود. کارشناسان حوزه کشاورزی با چشم غیر مصلح به شناسایی آفات و مبارزه با آنها اقدام می‌کنند اما این کار علاوه بر اینکه هزینه و نیروی انسانی زیادی را می‌طلبد بازده پایینی در شناسایی و از بین آفات کشاورزی داشته‌است. بخصوص زمانی که زمین‌های کشاورزی گسترده باشند میزان هزینه‌ها بسیار بیشتر هم می‌شود. 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

۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد، گروه مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشکده کشاورزی، واحد تاکستان، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران: (نویسنده مسئول)



کرده‌اند. آنها برای شناسایی نقاط آلوده گیاه از رشد تصاویر و روش‌های تقسیم‌بندی تصویر استفاده می‌کنند. نقشه‌های خود سازمان و شبکه‌های عصبی برای شناسایی آفات برنج مورد استفاده قرار می‌گیرند. دقت و سرعت روش جدید بر اساس پردازش تصویر برای درجه‌بندی آفات رشد می‌کند. آنها با استفاده از روش طبقه‌بندی اوتسو محل‌های برگ را طبقه‌بندی می‌کنند.

هدف از پژوهش حاضر، ارائه یک الگوریتم با دقت بالا به منظور تشخیص آفت سوسک چهار نقطه‌ای نخود به کمک پردازش تصویر بوده است. با بکارگیری نتایج تصاویر پردازش شده در ماشین بینایی برای تشخیص و کنترل آفت با ارائه الگوریتمی که قادر به تجزیه و تحلیل تصاویر جمع‌آوری شده در کوتاه‌ترین زمان ممکن باشد می‌توان به درصد خسارت ناشی از این حشره پی برد.

مواد و روش‌ها

روش پیشنهادی برای تشخیص خسارت ناشی از آفت سوسک چهار نقطه‌ای در تصاویر دیجیتال، شامل دو بخش است. بخش اول شامل یافتن پنجره‌هایی است که احتمال وجود آسیب نخود در آنها بیشتر است که در ادامه چگونگی یافتن این پنجره‌ها شرح داده خواهد شد. هر پنجره با مرکز آن شناخته می‌شود. در ادامه هنگامی که صحبت از مرکز، پیکسل و یا نقطه می‌شود، پنجره‌هایی را تصور کنید که این نقطه در مرکز آن قرار دارد و همچنین بلوک، ناحیه و پنجره نیز در اینجا مترادف می‌باشند. خروجی بخش اول تعدادی نقطه می‌باشد که تصور می‌شود در آنها آسیب وجود دارد. به این نقاط مراکز نادقیق گفته می‌شود زیرا که این پنجره‌ها یا شامل آسیب نمی‌باشند و یا مکان آنها با نخود واقعی در تصویر اندکی تفاوت دارد. در اینجا دومین بخش وارد عمل شده که الگوریتم جستجوی فضای اطراف مرکز نادقیق می‌باشد. در این الگوریتم برای اکتشاف فضا، به سبب یافتن دقیق آسیب نخودها به ابزاری نیاز است که پنجره‌ها را به منظور وجود و عدم وجود آسیب نخود آزمایش نمایند. این ابزار همانند تابعی عمل می‌نماید 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

درجه سلسیوس عمر حشرات کامل ۱۴-۱۲ روز است. فعالیت حشره از مزرعه آغاز می‌شود. حشرات ماده از روز دوم بعد از ظهور تا ۱۰ روز تخم‌گذاری می‌کنند. در این مدت به طور متوسط هر حشره ماده ۶۴ عدد تخم تولید می‌نماید. دانه‌های انواع بقولات مورد تغذیه لاروها قرار می‌گیرند که در میان آن‌ها لوبیای چشم بلبلی بیشترین و عدس کم‌ترین مطلوبیت را برای تخم‌گذاری دارند. تخم‌گذاری در سطح دانه و به طور تک تک است. حشره ماده آن‌ها را به وسیله ماده لزجی به سطح دانه می‌چسباند. روی هر غلاف معمولاً بیشتر از ۲ یا ۳ عدد تخم دیده نمی‌شود. ولی در انبار اگر تراکم جمعیت آفت زیاد باشد ممکن است تمام سطح دانه پوشیده از تخم شود. طول دوره جنینی بین ۲۰-۵ و طول دوره لاروی نیز بیت دو هفته تا ۶ ماه متغیر است. لارو سن ۱ که شبیه لارو سوسک لوبیا است دارای پاهای قفس سینه‌ای ۳ مفصلی کوتاه و نسبتاً قوی است، اما بعد از استقرار در داخل دانه، پوست‌اندازی کرده و به تیپ لارو کرمی شکل فاقد پا تبدیل می‌شود. طول دوره رشد لاروی بسیار متفاوت است و بر حسب شرایط اکولوژیک محیط، در تابستان ۱۷-۲۲ روز به طول می‌انجامد، ولی در زمستان ممکن است چندین ماه طول بکشد. در طول این مدت لارو ۳ تا ۴ مرتبه پوست‌اندازی می‌کند و لارو سن آخر برای سفیره شدن در زیر پوست دانه متوقف می‌گردد (ارباب، ۱۳۹۱).

فناوری ماشین بینایی و پردازش تصویر 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 کشاورزی پیدا کرده است.

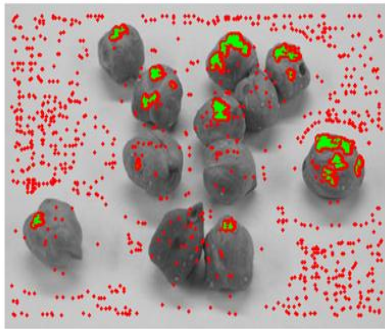
تغذیه آفات انباری کم توجهی به اصول نگهداری فرآورده‌های کشاورزی گاهی زیان‌های کیفی مهمی را نیز به همراه دارد. این زیان معمولاً با تغییر ترکیب شیمیایی، رنگ و مزه محصول همراه است که نه تنها ارزش تجاری و مرغوبیت آن به شدت کاهش می‌یابد از ارزش غذایی آن نیز کاسته می‌شود (ارباب، ۱۳۹۱).

پورحسین (۱۳۹۱)، نرم افزار سیستم نمونه‌ی اولیه‌ای را براساس تشخیص آفات برنج با استفاده از تصاویر آفات ارائه



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

با استفاده از این الگوریتم، فقط نواحی لازم مورد بررسی قرار می گیرند و صرفه جویی زیادی در زمان آشکارسازی نقاط آسیب نخود صورت می گیرد. شکل ۳-۱ مراکز بررسی شده توسط شبکه عصبی را نمایش می دهد.



شکل (۱): مراکز پنجره های بررسی شده توسط شبکه عصبی در شکل ۱ نقاط سبز و قرمز به ترتیب نقاطی هستند که مقداری بالاتر و پایینتر از مقدار آستانه (۰/۶) را توسط شبکه برگردانده اند. در نواحی بررسی شده (نواحی سبز) تنها یک مرکز به عنوان مرکز پنجره حاوی آسیب نخود انتخاب می شود و این مرکز بزرگترین مقدار بازگردانده شده از شبکه عصبی را دارا بوده و از مقدار آستانه نیز بزرگتر می باشد. شبکه عصبی هر نقطه آسیب نخود را با یک نقطه مشخص می کند.

وقتی صحبت از ارجاع پنجره به شبکه عصبی می شود، این عمل بطور مستقیم صورت نمی پذیرد. بلکه در این میان یک طبقه برای استخراج ویژگی های پنجره وجود دارد و این بردار ویژگی ها هستند که برای وجود یا عدم وجود آسیب نخود به شبکه عصبی می روند. این ویژگی های استخراج شده هستند که تشخیص آسیب را نسبت به تغییرات نور محیط مقاوم می گرداند. در مرحله استخراج ویژگی، از تبدیل موجک گابور استفاده شده است. تبدیل

موجک گابور نیز مانند سایر تبدیل موجک های مختلف به علت خواص منحصر به فرد خود در حوزه هایی از پردازش تصویر و ماشین بینایی بکار گرفته شده است. فیلتر گابور یکی از ابزارهایی است که می تواند برای استخراج ویژگی تصویر بکار گرفته شود. این موجک ها زمینه ای برای درک فرکانس تصاویر

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 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 می شود. این کار به منظور ایجاد بیشترین کنتراست ممکن، انجام می گیرد. سپس نتیجه با پنجره ای از تصویر آسیب نخود دلخواه ضرب شده که در نواحی مشکوک به حضور آسیب، ضرایب بزرگتری بوجود می آیند. با استخراج این بیشینه های محلی، دسته نقاط اولیه به عنوان مراکز نادقیق پنجره های محتمل به وجود آسیب نخود بدست می آیند.

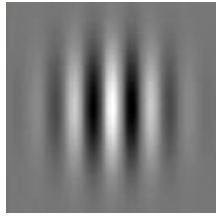
اکتشاف اطراف مراکز نادقیق

مراکز نادقیق بدست آمده در بخش قبل که مرکز پنجره های مستطیلی می باشند، یا بطور کل شامل نخود نمی باشند و یا مرکز پنجره ها بر روی نقاط آسیب نخود در تصویر منطبق نمی باشند. برای رفع این مشکل، الگوریتمی نیاز است که فضای 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:

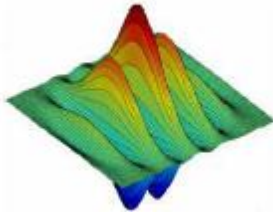
(الف) ابتدا مراکز نادقیق جهت ارجاع به شبکه علامتگذاری می شوند.

(ب) تا زمانی که مرکزی برای تست یافت نشود:

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



الف



ب

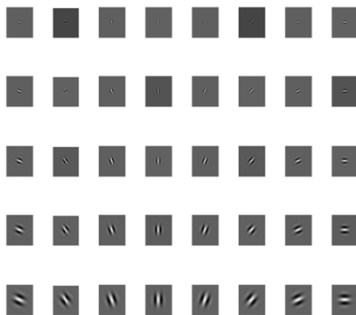
شکل (۲)- نمایش یکی از اعضای خانواده موجک گابور بصورت

الف: دوبعدی ب: سه بعدی

آنگونه که از شکل ۲ بر می‌آید، موجک گابور موجی صفحه‌ای با دامنه کاهشی است. شکل ۳-۳ همه موجک‌های بکار گرفته شده در این تحقیق را نشان می‌دهد که چهل 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 می‌شود. شکل ۴ 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.

شکل ۳- همه موجک‌های خانواده تبدیل گابور بکار گرفته شده

در این تحقیق



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 ۱ از کانولوشن یکی از اعضای خانواده موجک با تصویر ورودی محاسبه می‌شود.

$$\text{رابطه ۱} \quad O_{\mu, \nu}(z) = I(z) * \psi_{\mu, \nu}(z)$$

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.

رابطه ۲

$$\frac{\|k_{u,v}\|^2}{\delta^2} \exp\left(-\frac{\|k_{u,v}\|^2 \|z\|^2}{2\delta^2}\right) \left(e^{ik_{u,v}z} - e^{-\frac{\delta^2}{2}}\right)$$

در رابطه ۲، K بیانگر طول و جهت موج است و از رابطه ۳-۳ محاسبه می‌شود:

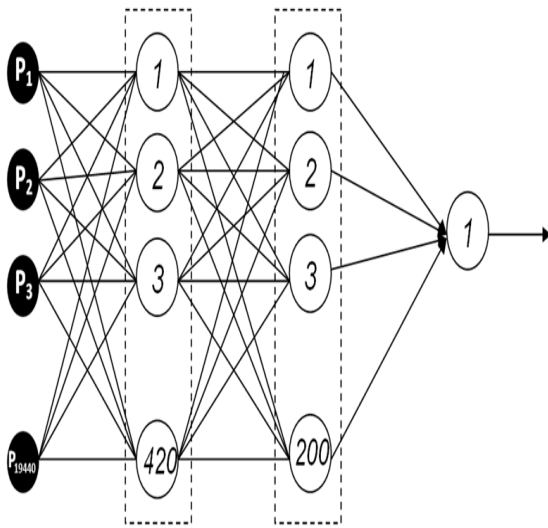
رابطه ۳

$$k_{\mu, \nu} = k_0 e^{i\phi_{\mu}} \quad k_0 = \frac{k_{ma}}{f\nu} \quad \phi_{\nu} = \mu \frac{\pi}{8}$$

همانگونه که از رابطه ۳ 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 اندازه‌های متفاوت از رابطه ۳-۲ بدست می‌آید. برای درک تحلیلی بهتر از این موجک، یکی از اعضای این خانواده با ابعاد 128×128 و پارامترهای $\mu=4$ ، $\nu=7$ ، $f = \sqrt{2}$ ، $k_{ma}=\pi$ ، $\delta=2\pi$ در شکل ۲ نشان داده شده است.



شبکه پرسپترون بکار رفته شده در این پژوهش را نشان می‌دهد.



شکل (۵) - ساختار شبکه پرسپترون استفاده شده در این پژوهش

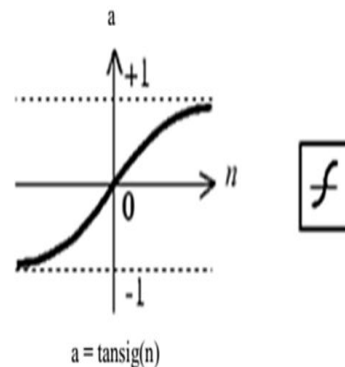
شبکه‌های عصبی از نظر آموزش به دو بخش با نظارت و بدون نظارت تقسیم می‌شوند. در این پژوهش از شبکه عصبی با نظارت استفاده شده است. تعدادی تصویر شامل نخود سالم و نخود آسیب دیده و همچنین پاسخ‌های مطلوب آنها نیز به شبکه اعمال می‌شوند، سپس شبکه به کمک الگوریتم پس انتشار خطا وزن‌های خود را با توجه به داده‌های آموزشی تنظیم می‌نماید. بدین ترتیب که تصاویر نخود که از کیفیت ۱۸×۲۷ همانند ابعاد پنجره‌ها، برخوردارند تک به تک به قسمت استخراج ویژگی فرستاده شده و پس از استخراج ویژگی به برداری با ۱۹۴۴۰ عنصر تبدیل می‌شوند. سپس یک ماتریس بزرگ که هر ستون آن بردار ویژگی یکی از تصاویر آموزشی است به همراه جواب مطلوب هر ستون که به ازای بردارهای نخودهای آسیب دیده معادل ۰/۹ و به ازای بردارهای نخودهای سالم ۰/۹- است جهت آموزش شبکه به کار گرفته می‌شود. جهت تهیه تصاویر مناسب، جعبه‌ای شیشه‌ای تهیه شده و نخودها در مرکز جعبه قرار داده ایم. سپس از شش وجه به آن نور تابانده و از تمامی وجوه از آن عکسبرداری نموده ایم. برای آموزش شبکه از ۶۹ تصویر نخود آسیب دیده و ۵۹ نخود سالم استفاده کرده ایم. در آموزش شبکه‌های عصبی هرچه تعداد داده‌های آموزشی بیشتر باشد، نتایج خروجی برنامه دقیق‌تر است. شبکه عصبی آنچه را مشاهده می‌کند در قالب پارامترهای درونی خود به خاطر می‌سپارد. در واقع، تکرار هر

سپس تبدیل معکوس فوریه از ۴۰ تصویر بدست آمده، در کنار هم قرار گرفته و در حقیقت ماتریس ویژگی‌های پنجره موردنظر را می‌سازند. در اینجا اگر پنجره ورودی مستطیلی به ابعاد ۱۸×۲۷ باشد، آنگاه ماتریس ویژگی‌ها از رابطه ۴ بدست می‌آید.

$$\text{رابطه ۴} \quad (60 \times 20) \times 40 = 19440$$

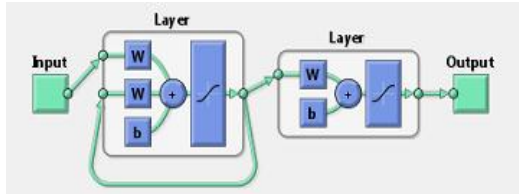
برای طبقه بندی ویژگی‌های بدست آمده به دو کلاس نخود سالم و آسیب دیده، از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شده است. برای انتخاب و طراحی شبکه عصبی مناسب، عوامل زیادی دخیل هستند. سه نمونه از مهمترین آنها، زمان پاسخگویی، حجم محاسبات و قابلیت تعمیم است. قابلیت تعمیم بدین معنی است که شبکه با تعداد محدود و اندکی 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. پس از استخراج ویژگی از پنجره‌های ارجاع شده به شبکه، داده‌ها در قالب یک بردار با ۱۹۴۴۰ در خواهند آمد. در این پژوهش از شبکه عصبی پرسپترون سه لایه با روش یادگیری پس انتشار خطا با ۴۲۰ نرون در لایه اول، ۲۰۰ نرون در لایه دوم و یک نرون در لایه سوم استفاده شده است. تابع انتقال نرون ها tan-sig در نظر گرفته شده است که خروجی آن بین اعداد -۱ تا +۱ تغییر می‌کند که این تابع در شکل ۴ نشان داده شده است.

شکل (۴) - تابع tan-sig



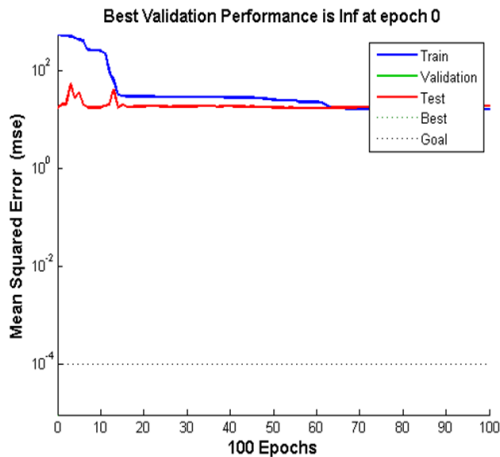
برای تعیین تعداد نرون‌های لایه میانی از کمترین مقدار میانگین مربعات خطا استفاده شده است. شکل ۵ ساختار

تحت آموزش پس از گذراندن ۵۷ دوره به عملکرد 10^{-4} رسیده است. شماییک شبکه عصبی المان سه لایه شبیه-سازی شده در نرم افزار MATLAB را در شکل ۹ مشاهده می‌کنید.



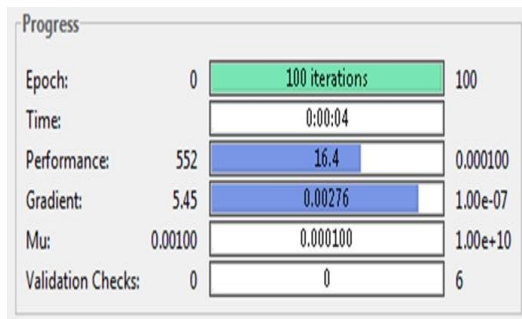
شکل (۹)- شماییک شبکه عصبی المان

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.



شکل (۱۰)- نمودار آموزش شبکه المان

آنگونه که از نمودار آموزش شبکه بر می‌آید، این شبکه نتوانسته پس از طی ۱۰۰ دوره آموزش به عملکرد تعیین شده 10^{-4} برسد. شکل ۱۱ تعداد دوره آموزش گذرانده شده و میزان عملکرد شبکه پس از آموزش را نشان می‌دهد.



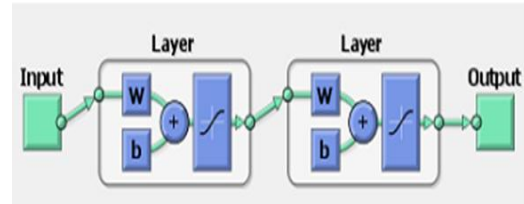
شکل (۱۱)- تعداد دوره آموزش و عملکرد شبکه المان پس از آموزش

همانگونه که در شکل ۱۱ مشخص است، شبکه عصبی

یک از مشاهدات موجب تغییر پارامترهای درونی شبکه در جهت حفظ روابط حاکم بر مشاهدات است.

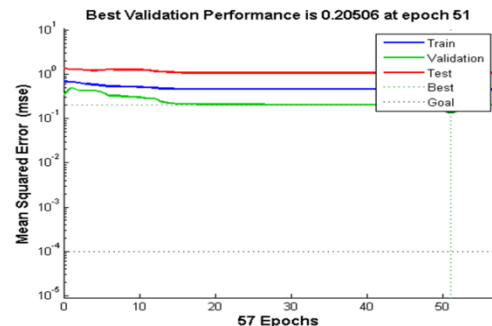
نتایج و بحث

شماییک شبکه عصبی پرسپترون سه لایه شبیه‌سازی شده در نرم افزار MATLAB را در شکل ۶ مشاهده می‌کنید.

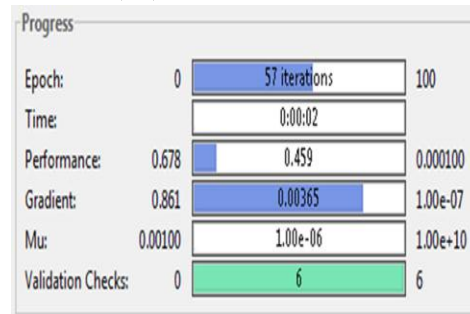


شکل (۶)- شماییک شبکه عصبی پرسپترون

این شبکه با استفاده از تصاویر آموزشی و الگوریتم Levenberg-marquat مورد آموزش قرار گرفت که نمودار آموزش آن در تصویر ۷ ارائه شده است. آنگونه که از این نمودار بر می‌آید، این شبکه به خوبی آموزش دیده و پس از گذراندن ۵۷ دوره آموزش به عملکرد معین شده رسیده است. شکل ۸ تعداد دوره آموزش، زمان آموزش و عملکرد شبکه پس از آموزش را نشان می‌دهد.



شکل (۷)- نمودار آموزش شبکه پرسپترون



شکل (۸)- تعداد دوره آموزش، زمان و عملکرد شبکه پرسپترون پس از آموزش

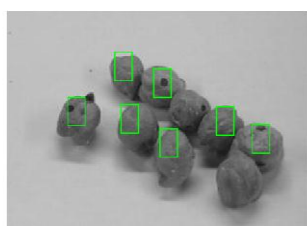
همانگونه که در شکل ۸ مشخص است، شبکه پرسپترون



تصویر زیر، یکی از تصاویر پردازش شده توسط شبکه پرسپترون نمایش داده شده است.



الف) تصویر اصلی



ب) تصویر پردازش شده

شکل ۴-۷- تصویر پردازش شده توسط شبکه عصبی پرسپترون

پس از انتخاب شبکه پرسپترون بعنوان بهترین شبکه عصبی و الگوریتم Levenberg-marquat بعنوان الگوریتم یادگیری شبکه برای این مساله خاص، می توان 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 نرون ها و میانگین مربعات خطای (MSE) نتایج حاصل از شبکه رسم شده است و تعداد نرون هایی که دارای حداقل مقدار MSE بوده را بعنوان مقدار بهینه تعداد نرون ها انتخاب نموده ایم.

در این روش پیشنهادی، پس از پردازش تصویر توسط شبکه عصبی و تشخیص نقاط آسیب، میزان آسیب محصول محاسبه شده است. بدین منظور، سطح آسیب تشخیص داده شده محاسبه گردیده و مقدار آن را بر مساحت سطح کل نخود تقسیم نموده و درصد آسیب را مشخص نموده ایم. پس از تشخیص نقاط آسیب، میزان آسیب ۲/۳ درصد محاسبه شده است.

منابع

۱. بی نام ۱۳۹۱ آمارنامه فصل زراعی جلد دوم، معاونت

المن تحت آموزش پس از گذراندن ۱۰۰ دوره آموزش نتوانسته به عملکرد مورد نظر برسد و عملکرد نهایی این شبکه ۱۶/۴ درصد بوده است.

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

جدول (۱)- نتایج حاصل از آموزش دو شبکه منتخب

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

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 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 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

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



14. Leonid I. Perlovsky, (2001) Neural Networks and Intellect: Using Model-Based Concepts, *Oxford University Press*, Ch. 1-4.
15. Michael A. Arbib, (2002) The Handbook of Brain Theory and Neural Networks, *The MIT Press*, Second Edition.
16. Daniel Graupe, (2007) Principles of Artificial Neural Networks, *World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., Vol. 6*, Second Edition, Ch. 1, 3, 4, 6.
17. Frederick R. Prete, (2004) Complex Worlds From Simpler Nervous Systems, *The MIT Press*, Ch. 1.
18. Cornelius T. Leondes, (1998) Optimization Techniques: Neural Network Systems Techniques and Applications, *Academic Press*, Vol. 2.
19. Nicholas Maxwell, (2003) Is Science Neurotic, *Imperial College Press*, Ch. 1, 2.
20. Nils J. Nilsson, (1998) Artificial Intelligence A New Synthesis, *Morgan Kaufmann Publishers, Inc.*, Ch. 1, 3, 4.
21. Lionel Tarassenko, (1998) A Guide to Neural Computing Applications, *John Wiley & Sons Inc.*, Ch. 1, 2, 4, 7.
- برنامه‌ریزی اقتصادی، مرکز فناوری اطلاعات و ارتباطات.
۲. ارباب، ع.، ۱۳۹۱. آفت شناسی محصولات کشاورزی و مدیریت آنها، انتشارات دانشگاه آزاد اسلامی.
۳. امید ارجنکی، ا.، مدرس مطلق و احمدی 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 ویژگی‌های آماری و بافتی با استفاده از طبقه بندی SVM، اولین کنفرانس ملی ایده‌های نو در مهندسی برق.
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.
11. Pourdarbani, R. and BehnamReazei, 2011. Automatic Detection of Greenhouse Plants by Image Analysis. *Journal of Agricultural Machinery Science*, 7(2): 171-174.
12. W. III L. and Martinson, T.E., 2003., Nondestructive leaf area estimation of 'Niagara' and 'DeChaunac' grapevines. *Scientia Horticulture*, 98: 493-498.
13. K.-L. Du and M.N.S. Swamy, 2006. Neural Networks in a Softcomputing Framework, *Springer-Verlag London Limited*, Ch. 2, 6.



Diagnose of pest Pea with image processing and artificial neural network

saman sajjadi¹

*1- MA, in of Mechanics of agricultural machinery, Department of Agronomy, University
Takestav ,Islamic Azad University, Gazvin, Iran*

Received: 29 June 2017

Accept: 16 August 2017

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 dimation Of 18*27 Pixels of healthy and un healthly 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*