

تعیین میزان آلودگی توده بذر یونجه به سس با روش تحلیل تصویر دیجیتال و شبکه عصبی مصنوعی

محسن حیدری سلطان‌آبادی^{۱*}، حمید رضا آقای قزوینی^۲ و وحید اسدی^۳

چکیده

گیاه سس از علف‌های هرز یونجه است. بهترین راه مبارزه با سس، جلوگیری از آلودگی مزارع به بذر این گیاه است. هم‌اکنون در بسیاری از مراکز تکثیر و گواهی بذر، درصد سس موجود در بذر یونجه به روش دستی و با بینوکلر محاسبه می‌شود که علاوه بر صرف وقت و هزینه زیاد، دقت کمی دارد. در این پژوهش یک روش رایانه‌ای، مبتنی بر پردازش تصویر و به کارگیری شبکه عصبی مصنوعی برای محاسبه درصد سس مخلوط با بذر یونجه طراحی شد. بدین منظور تصویرهایی از مخلوط بذر یونجه و سس تهیه شد و سپس در محیط نرم‌افزار MATLAB با به کارگیری حد آستانه مناسب، بذور از سطح زمینه جدا شدند. در مرحله بعد با استفاده از روابط هندسی، ویژگی‌های ابعادی بذور یونجه و سس استخراج و به‌عنوان ورودی‌های شبکه عصبی در نظر گرفته شدند. برای انتخاب مناسب‌ترین توپولوژی شبکه‌های عصبی، انواع مختلف شبکه با توابع انتقال و یادگیری مختلف و تعداد نرون‌های متفاوت بررسی شد و در نهایت توپولوژی ۱-۵-۴ با تابع انتقال لگاریتم سیگموئید (Logsig) و تابع یادگیری GDX انتخاب شد. این شبکه قادر به تشخیص درصد بذر سس با ضریب تعیین ۰/۹۵۶ و ریشه میانگین مربعات خطای ۰/۰۱۷ است.

واژه‌های کلیدی: بذر یونجه، تحلیل تصویر، سس، شبکه عصبی مصنوعی.

ارجاع: حیدری سلطان‌آبادی م. آقای قزوینی ح. ر. و اسدی و. ۱۳۹۴. تعیین میزان آلودگی توده بذر یونجه به سس با روش تحلیل تصویر دیجیتال و شبکه عصبی مصنوعی. نشریه پژوهش‌های مکانیک ماشین‌های کشاورزی. ۴(۲): ۳۸-۳۱.

۱- استادیار بخش تحقیقات فنی و مهندسی کشاورزی، مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی اصفهان.

۲- محقق بخش تحقیقات فنی و مهندسی کشاورزی، مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی اصفهان.

۳- دانش آموخته کارشناسی ارشد گروه مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شیراز.

* نویسنده مسئول: mheisol@gmail.com

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۱۲/۱۵

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۰۶/۱۱

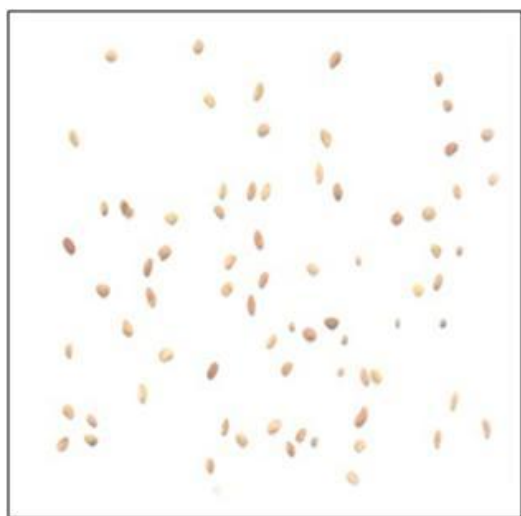
مقدمه

یونجه با نام علمی *Medicago sativa* و نام انگلیسی *Alfalfa* مهم‌ترین گیاه علوفه‌ای دنیا محسوب می‌شود (بولتون، ۱۹۶۲). یکی از مشکلات زراعت یونجه، آفات و علف‌های هرز آن است. مهم‌ترین علف هرز یونجه، گیاه انگلی سس است که علاوه بر تأثیر نامطلوب بر طعم یونجه، می‌تواند با ایجاد تأثیرات خاص سمی، کیفیت علوفه را به شدت کاهش دهد. هم‌اکنون در بسیاری از مراکز تکثیر و گواهی بذر، برای محاسبه درصد آلودگی بذر یونجه از روش دستی شامل جداسازی و شمارش تعداد بذر سس در نمونه، قبل و بعد از عملیات بوجاری استفاده می‌شود که این امر هزینه‌بر و وقت‌گیر بوده و دقت لازم را ندارد. استفاده از روش‌های جدید مانند تحلیل تصویر دیجیتال با داشتن دقت زیاد در اندازه‌گیری و سرعت بالای محاسبه، می‌تواند در کاهش زمان اندازه‌گیری و هزینه‌ها مؤثر باشد.

ماشین بینایی شاخه‌ای از هوش مصنوعی است که در آن بینایی انسان شبیه‌سازی می‌شود. پایه و اساس سیستم‌های ماشین بینایی، علم پردازش تصویر است. یکی از کاربردهای اساسی پردازش تصویر، کنترل کیفی و درجه‌بندی محصولات کشاورزی است. در پژوهشی مؤلفه‌های دو بعدی رنگ R و G برای نمایش اطلاعات رنگ سطح دانه لوبیا استفاده شد. براساس مؤلفه‌های رنگ، الگوریتمی تهیه شد که قادر به جداسازی دانه‌های لوبیای بیمار، نارس و لوبیاهای صدمه دیده با دقت ۹۸ درصد بود (کاسادی و همکاران، ۱۹۹۲). در پژوهشی برای تشخیص آسیب‌دیدگی میوه گیلان از روش طیف‌سنجی و شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شد (گویر و یانگ، ۲۰۰۰). بدین منظور یک سیستم ماشین بینایی برای تشخیص خصوصیات بافتی گیلان تهیه شد. در این سیستم با استفاده از یک کامپیوتر، یک دوربین تک‌رنگ و یک منبع نوری کنترل شده، چندین تصویر طیفی از نمونه‌های گیلان در محدوده ۳۸۰ تا ۱۲۸۰ نانومتر تهیه و سپس از طریق شبکه عصبی و طیف تصاویر، گیلان‌ها در چند دسته تقسیم شدند. سیستم ماشین بینایی دیگری برای ارزیابی کیفی دانه‌های برنج طراحی شد. در الگوریتم پردازش تصویر به کار رفته، از سه خصوصیت شکل، رنگ سطح و شفافیت سطح دانه‌ها برای طبقه‌بندی دانه‌های برنج استفاده شد. نتایج حاصل نشان داد که ۹۰/۶ درصد از

دانه‌ها در گروه کیفی مناسب خود قرار گرفتند (وان و همکاران، ۲۰۰۲). در پژوهش مشابهی از ترکیب روش‌های پردازش تصویر و شبکه عصبی برای درجه‌بندی زیتون استفاده شد. در این روش با پردازش رنگی روی تصاویر، سطح خراب و آسیب‌دیده زیتون جدا شده و ویژگی‌های آن از جمله مساحت رویه و شدت رنگ آن منطقه استخراج شد. در نهایت این ویژگی‌ها به‌عنوان ورودی به یک شبکه عصبی با یک لایه مخفی داده شد. شبکه توانست با دقت ۹۰ درصد، زیتون‌ها را به چهار گروه جداگانه بر حسب میزان آسیب‌های سطحی درجه‌بندی کند (دیار و همکاران، ۲۰۰۴). گروهی از پژوهش‌گران درصد شکستگی برنج را در فرایند سفید کردن با استفاده از تحلیل تصویر بررسی کردند (آقای قزوینی و همکاران، ۲۰۰۹). نتایج این پژوهش نشان داد که استفاده از روش تحلیل تصویر می‌تواند برای ارزیابی کیفیت فرایند سفید کردن و تعیین درصد شکستگی آن استفاده شود. این ارزیابی برای کنترل و نظارت بر عملیات تبدیل و محاسبه درصد شکستگی نمونه برنج قابل استفاده خواهد بود. در پژوهشی برای تعیین افت غیرمفید دانه گندم، بذر چهار نوع علف هرز شامل ماشک معمولی، بیتیراخ، گل گندم و ماستونک که در مزارع گندم ایران زیاد هستند، با ماشین بینایی شناسایی شد. بدین منظور ابتدا تعداد ۱۰۰ تصویر از هر نمونه بذر علف هرز در یک جعبه تصویر تهیه شد و آنالیز شدند. در نهایت برای شناسایی بذرهای علف هرز از ویژگی‌های رنگ، شکل و بافت استفاده شد. نتایج نشان داد که سیستم طراحی شده می‌تواند ماشک معمولی، بیتیراخ، گل گندم و ماستونک را به ترتیب با دقت ۹۸، ۹۷، ۹۴ و ۹۲ درصد شناسایی کند (نقوی مرمی و همکاران، ۱۳۹۳). گرانیو و همکاران (۲۰۰۲) برای شناسایی ۵۷ گونه علف هرز از روش ماشین بینایی استفاده کردند. در پژوهشی دیگر واریته‌های برنج با روش‌های پردازش تصویر و شبکه عصبی تشخیص داده شد. از این واریته‌ها ۷ ویژگی رنگ و ۹ ویژگی مورفولوژیکی به دست آمد. از هر واریته حدود ۲۰۰ نمونه برای آموزش شبکه انتخاب و بعد از آموزش، از ۶۰ نمونه برای تست شبکه استفاده شد. این پژوهش‌گران در جداسازی واریته‌ها به دقت ۹۰/۵ درصد دست یافتند (زان یین و فانگ، ۲۰۰۵).

این عمل که قطعه‌بندی^۳ تصویر نامیده می‌شود، براساس آستانه‌گذاری (به روش اتوماتیک) انجام شد. پس از جداسازی پس زمینه از تصویر اصلی، آن تصویر باینری شد. در تصویر باینری شده، ارزش پیکسل‌های بذرها (با رنگ سفید) مقدار یک و پیکسل‌های سایر نواحی (با رنگ سیاه) مقدار صفر دارند. در گام بعدی تعداد هدف‌های موجود در تصویر شمارش شده و به هر یک از آن‌ها شماره‌ای اختصاص یافت (برچسب‌زنی هم‌بندها در تصویر). این عملیات برای آگاهی از تعداد کل بذرها و دسته‌بندی آن‌ها براساس شکل هندسی انجام شد. از آنجایی که شکل ظاهری و ویژگی‌های هندسی بذرها یونجه و سس با هم اختلاف دارد، می‌توان از این ویژگی‌ها برای شناسایی و تمایز بین آن‌ها استفاده کرد. بدین منظور، در مرحله نهایی پردازش تصاویر، ویژگی‌های هندسی بذرها یونجه و سس شامل مساحت، محیط، بیشینه و کمینه قطر، شعاع مؤثر و ضریب کروییت به روش زیر در نظر گرفته شد:



شکل ۱- نمونه‌ای از تصویرهای گرفته شده

مساحت بذرها: برای به دست آوردن مساحت هر بذرها، تعداد پیکسل‌های تشکیل دهنده تصویر هر بذرها شمارش شد.

محیط بذرها: برای به دست آوردن این ویژگی، پیکسل‌های لبه تصاویر بذرها سس و یونجه شمارش شد. لبه تصویر، نقاطی از تصویر است که در آن شدت روشنایی به طور ناگهانی تغییر کرده است. الگوریتم‌های زیادی برای

با توجه به اهمیت شناسایی و جداسازی بذرها گیاه هرز سس از بذرها یونجه و تعیین میزان دقیق آلودگی بذرها، در این پژوهش یک روش رایانه‌ای برای محاسبه درصد سس مخلوط با بذرها یونجه، مبتنی بر پردازش تصویر و به کارگیری شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از برنامه نویسی در محیط^۱ MATLAB طراحی شد و قدرت شناسایی بذرها سس در این سیستم بررسی شد.

مواد و روش‌ها

مراحل این پژوهش را می‌توان به دو قسمت ارائه الگوریتم مناسب برای استخراج ویژگی‌های ابعادی بذرها (تفاوت شکل بذرها) و ارائه شبکه عصبی با توپولوژی یا معماری مناسب برای شناسایی بذرها تقسیم کرد. در اولین مرحله، نمونه‌های مخلوط بذرها یونجه و سس انتخاب شد. سپس به روش دستی (با استفاده از بینوکلر) در سه تکرار بذرها سس، شناسایی و شمارش شده و میانگین درصد بذرها سس در نمونه محاسبه شد. در مرحله بعدی، بذرها سس و یونجه نمونه قبلی دوباره مخلوط شده و برای گرفتن پردازش تصویر آماده شد. در این پژوهش به دلیل ریز بودن بذرها سس و یونجه، به جای تصویربرداری با دوربین اسکنر استفاده شد. از طرفی کاربرد اسکنر، مشکلات مربوط به شدت و تأثیر شرایط نور را حذف کرده و سبب افزایش دقت الگوریتم می‌شود. برای رفع مشکل هم‌پوشانی و چسبیدن بذرها به یکدیگر، از یک توری مشبک با روزنه‌های ۲ میلی‌متری استفاده شد. اسکنر مورد استفاده مدل hp Laser Jet 3030 بود که وضوح^۲ آن روی dpi ۲۰۰ تنظیم شد. نمونه‌ای از تصویرهای به دست آمده در شکل ۱ نشان داده شده است. در مرحله بعدی تصویرهای گرفته شده به یک لپ‌تاپ منتقل و با نرم‌افزار MATLAB نسخه 7.10، الگوریتم‌های مورد نیاز طراحی شد (بی‌نام، ۲۰۱۰). این نرم‌افزار پیکسل‌های هر تصویر را با توجه به شدت رنگ مختلف در نقاط گوناگون تصویر، ارزش‌گذاری می‌کند. هر یک از تصویرهای به صورت جداگانه فراخوانی و پردازش شد. هر تصویر شامل زمینه و بذرها یونجه و سس بوده و لازم است که بذرها یونجه و سس از زمینه جدا شود.

1- Matrix laboratory
2- Resolution

ضریب کروی: ضریب کروی از رابطه زیر محاسبه شد (کری، ۱۹۵۱):

$$\phi = \frac{\min(d)}{\max(d)} \quad (5)$$

در این رابطه $\min(d)$ و $\max(d)$ به ترتیب کمینه و بیشینه قطرها و ϕ ضریب کروی است. پس از استخراج ویژگی‌های هندسی بذرها، از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه^۱ (MLP) برای پیش‌بینی نوع بذر استفاده شد. به این صورت که شبکه عصبی مورد نظر، ویژگی‌های هندسی بذر را دریافت کرده و در خروجی آن نوع بذر (سس یا یونجه) تشخیص داده می‌شود. در شکل ۲ نمایی کلی از مراحل اجرای الگوریتم قابل مشاهده است. برای دستیابی به شبکه‌ای با بهترین معماری، شبکه‌های مختلفی با تعداد نرون‌های متفاوت در لایه میانی و نیز الگوریتم‌های یادگیری متفاوت^۲ (LM، GDX، SCG، RP) و توابع انتقال مختلف (تانژانت سیگموئید و لگاریتم سیگموئید) طراحی و آموزش داده شد و سپس این شبکه‌ها با استفاده از داده‌های آزمایشی ارزیابی شد. کل تعداد داده‌های ورودی شبکه ۲۰۰ بردار بود که ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش شبکه، ۱۵ درصد برای صحت سنجی و ۱۵ درصد دیگر برای آزمایش شبکه استفاده شد (گالاگر، ۱۹۹۹). قبل از آموزش شبکه، داده‌ها با رابطه (۶) در بازه [۰ ۱] نرمال (بهنجار) شدند (رضایی ارشد و همکاران، ۱۳۹۱).

$$x_{\text{norm}} = 0.5 \left[\frac{x_i - \bar{x}}{x_{\text{max}} - x_{\text{min}}} \right] + 0.5 \quad (6)$$

در این معادله x_{norm} مقدار نرمال شده ورودی، x_i داده‌های اولیه، $\bar{x}$ میانگین داده‌ها و x_{max} و x_{min} به ترتیب حداکثر و حداقل مقدار داده‌ها است.

تعداد نرون‌های لایه اول به تعداد ورودی‌ها و لایه خروجی دارای یک نرون با خروجی صفر (بذر یونجه) یا یک (بذر سس) بود. پس از انتخاب تعداد و نوع ورودی‌های شبکه عصبی مصنوعی، درصد سس موجود در هر نمونه بذر، با شبکه مشخص شد. با توجه به این که درصد سس این نمونه‌ها از قبل به روش دستی اندازه‌گیری شده بود، از این داده‌ها در ارزیابی مدل‌های متفاوت شبکه، استفاده شد. بدین منظور دو شاخص آماری ضریب تعیین (R^2) و ریشه میانگین مربعات خط (RMSE) محاسبه شد. ریشه

تشخیص لبه وجود دارد که در این پژوهش از فیلتر لبه‌یاب Sobel استفاده شد.

بیشینه و کمینه شعاع هر بذر: در این قسمت ابتدا مختصات مرکز سطح هر بذر از رابطه (۱) محاسبه شد. تعیین مرکز سطح تصویر بدین منظور است که این نقطه می‌تواند به عنوان یک نقطه ثابت نسبت به نقاط موجود بر روی لبه باشد و می‌توان تمام اندازه‌گیری‌ها را نسبت به آن مرکز انجام داد (حاجی‌زاده و کسرای، ۱۳۸۷).

$$\bar{x} = \frac{\sum x \cdot g}{\sum g} \quad \bar{y} = \frac{\sum y \cdot g}{\sum g} \quad (1)$$

در این روابط، $\bar{x}$ مختصات افقی مرکز ثقل تصویر، $\bar{y}$ مختصات عمودی مرکز ثقل تصویر، g شتاب گرانش زمین، x مختصات افقی هر پیکسل نسبت به مبدأ مختصات و y مختصات عمودی هر پیکسل نسبت به مبدأ مختصات است.

از آنجا که قبلاً مختصات نقاط لبه هر بذر با الگوریتم sobel مشخص شده است، می‌توان فاصله اقلیدسی نقاط لبه را از مرکز ثقل هر شی (بذر) براساس رابطه زیر به دست آورد (حاجی‌زاده و کسرای، ۱۳۸۷):

$$r = [(x - \bar{x})^2 + (y - \bar{y})^2]^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

در این رابطه، $\bar{x}$ و $\bar{y}$ مختصات افقی و عمودی مرکز سطح بذر و x و y مختصات افقی و عمودی هر پیکسل لبه بذر است. بنابراین ماتریس r در بردارنده همه شعاع‌های ممکن خواهد بود. در این ماتریس، بیشترین مقدار به عنوان بیشینه شعاع و کمترین مقدار به عنوان کمینه شعاع در نظر گرفته شد.

شعاع مؤثر: تعداد شعاع‌های به دست آمده (از رابطه (۲)) به اندازه تعداد پیکسل‌های لبه بذر است. شعاع مؤثر به صورت میانگین هندسی شعاع‌ها با استفاده از رابطه (۳) معرفی می‌شود (حاجی‌زاده و کسرای، ۱۳۸۷):

$$r_e = (r_0 \times r_1 \times \dots \times r_{n-1})^{\frac{1}{n}} \quad (3)$$

در این رابطه r_e شعاع مؤثر، r_i شعاع پیکسل i ام و n تعداد پیکسل‌های روی لبه هر بذر است. هر یک از شعاع‌ها با خط افق زاویه θ می‌سازد که با رابطه زیر محاسبه می‌شود (حاجی‌زاده و کسرای، ۱۳۸۷):

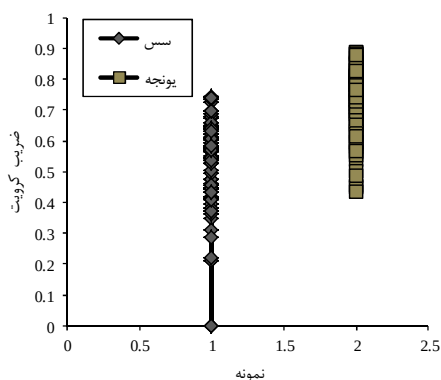
$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{y_i - \bar{y}}{x_i - \bar{x}} \right) \quad (4)$$

با محاسبه مجموع هر دو شعاع که با یکدیگر زاویه ۱۸۰ درجه می‌سازند، مجموعه قطرهای مختلف یک بذر قابل محاسبه خواهد بود.

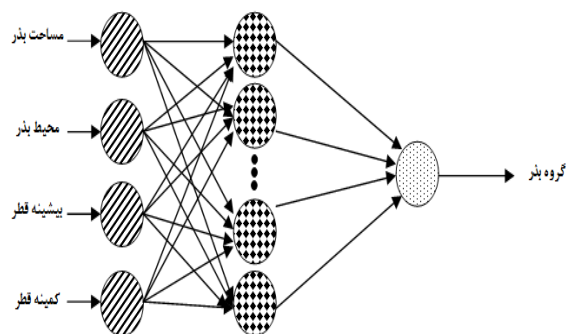
1- Multi Layer Perceptron

2- GDX: Variable Learning Rate Back propagation, LM: Levenberg-Marquardt. RP: Resilient Back propagation. SCG: Scaled Conjugate Gradient.

تعداد زیادی از بذره‌های یونجه و سس، دارای ضریب کرویت یکسان بودند (شکل ۳). به همین دلیل، چهار شاخص مساحت، محیط و بیشینه قطر و کمینه قطر به دست آمده، مناسب‌ترین شاخص‌ها برای تمایز بین دو گروه بذر تشخیص داده شد و ضریب کرویت از گروه پارامترهای ورودی شبکه‌های عصبی حذف شد. بدین ترتیب شبکه عصبی طراحی شده دارای این چهار ورودی بود. در شکل ۴ ساختار شبکه عصبی مذکور نشان داده شده است.



شکل ۳- مقایسه مقادیر ضریب کرویت دو گروه سس و یونجه



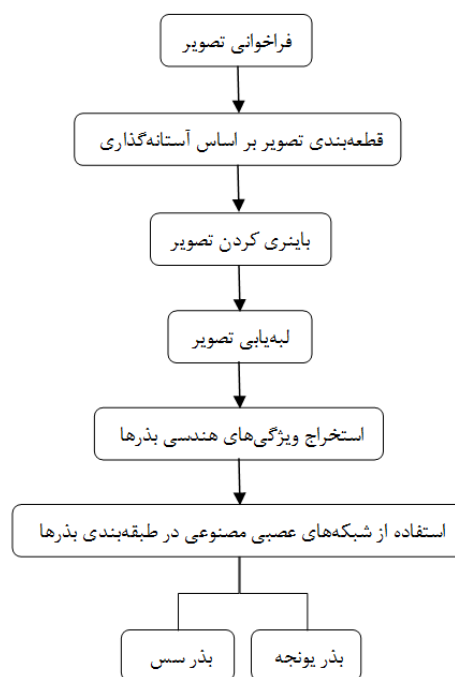
شکل ۴- ساختار شبکه عصبی مورد استفاده

بررسی مقادیر ضریب تعیین و ریشه میانگین مربعات خطا در الگوریتم‌های متفاوت نشان داد که تابع انتقال لگاریتم سیگموئید^۱، تابع یادگیری GDX و تعداد نرون‌های لایه میانی به میزان ۵ نرون (توپولوژی ۱-۵-۴)، دارای بیشترین مقدار ضریب تعیین (۰/۹۵۶) و کمترین مقدار ریشه میانگین مربعات خطا (۰/۰۱۷) شد و به این ترتیب،

میانگین مربعات خطا از رابطه زیر به دست می‌آید (شهابی قویوندلویی و همکاران، ۱۳۹۲):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{obs,i} - X_{model,i})^2}{n}} \quad (7)$$

در این رابطه، X_{obs} مقدار مشاهده (درصد سس به روش دستی)، X_{model} مقدار محاسبه شده از طریق مدل (درصد سس محاسبه شده در شبکه عصبی) و n تعداد مشاهدات است. ضریب تعیین (R^2) نشان می‌دهد که چند درصد از تغییرات متغیر وابسته (درصد بذر سس محاسبه شده) با متغیر مستقل (درصد واقعی سس) تبیین می‌شود. مناسب‌ترین مدل شبکه عصبی مصنوعی دارای کمترین میزان ریشه میانگین مربعات خطا و بیشترین مقدار ضریب تعیین است. پس از دستیابی به مدل مناسب شبکه عصبی، میانگین‌های درصد سس تخمین زده شده با شبکه عصبی و درصد واقعی (روش دستی) با استفاده از آزمون t ، در برنامه SPSS مقایسه شد.



شکل ۲- الگوریتم طراحی شده

نتایج و بحث

از میان ویژگی‌های استخراج شده بذرها تفاوت ویژگی‌هایی مانند مساحت، محیط، بیشینه قطر و کمینه قطر بذر سس و یونجه بسیار آشکار بود در حالیکه در مورد ضریب کرویت، همپوشانی در مقادیر وجود داشت. به عبارت دیگر

1- Logsig

یک از تصاویر محاسبه و برای طبقه‌بندی نمونه‌ها استفاده شد. نتایج نشان داد که بهترین سیستم استنتاجی با توابع عضویت ورودی و خروجی به‌ترتیب خطی و مثلثی بوده و روش آموزش مرکب در حالت دسته‌بندی شبکه‌ای سیستم استنتاج فازی، بالاترین دقت (۹۵/۸۳ درصد) را به خود اختصاص داد.

جدول ۱ نتایج آزمون t در مورد مقایسه درصد سس مخلوط با بذر یونجه به وسیله روش دستی و روش تحلیل تصویر نشان می‌دهد. همان‌گونه که قبلاً بیان شد روش تحلیل تصویر مبتنی بر پردازش تصویر و استفاده از شبکه عصبی مصنوعی با تابع یادگیری GDX، توپولوژی نرون ۱-۵-۴ و تابع انتقال Logsig بود. براساس نتایج این جدول، تفاوت معنی‌داری بین میانگین‌های به‌دست آمده از روش اندازه‌گیری دستی و روش تحلیل تصویر مشاهده نمی‌شود. به بیان دیگر روش پردازش تصویر توانسته است درصد سس مخلوط با بذر یونجه را با دقت معنی‌داری محاسبه کند. در شکل ۵ درصد یا نسبت بذر سس محاسبه شده با شبکه عصبی در مقابل درصد واقعی آن (محاسبه به روش دستی) نشان داده شده است. ترسیم معادلات مختلف برازش نشان داد که رگرسیون خطی بیشترین مقدار ضریب تعیین (R^2) را به میزان ۰/۹۵۶ دارد. این نتایج نشان می‌دهد که می‌توان از طریق اخذ تصویر از نمونه‌های بذر یونجه و پردازش تصویر، درصد سس مخلوط با بذر یونجه را با ضریب اطمینان ۹۵/۶ درصد مشخص کرد. شکل ۶ اختلاف درصد سس تخمینی و واقعی (یا خطای شبکه عصبی) را در حالت بهترین توپولوژی شبکه عصبی، بر حسب متوسط درصد سس تخمینی و واقعی نشان می‌دهد. بر این اساس بیشترین مقدار خطا در تخمین درصد سس با شبکه عصبی به میزان ۴/۳ درصد بوده است.

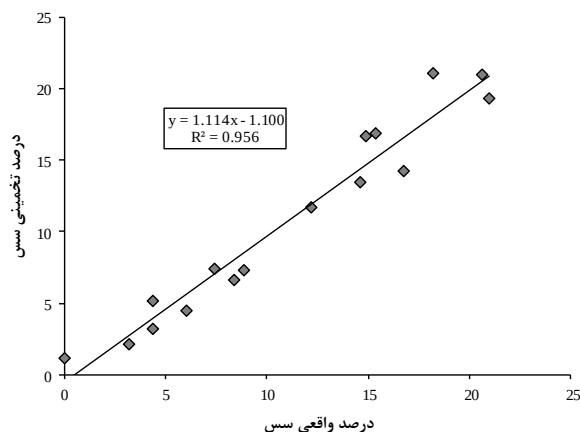
ترکیب این الگوریتم تخمین بهتری از درصد سس موجود در نمونه بذر یونجه ارائه داد. در پژوهشی یک روش غیر مخرب برای درجه‌بندی میوه گردو براساس جرم ویژه آن‌ها با استفاده از سیستم ماشین بینایی ارائه شد. بدین منظور حجم ۶۰ گردو به سه روش شعاع مؤثر، مساحت سطح و مجموع المان‌ها از طریق پردازش تصویر محاسبه شد و در نهایت جرم ویژه (نسبت جرم به حجم) در هر روش به دست آمد. براساس نتایج، مقادیر ضریب تعیین (R^2) در محاسبه حجم گردوها برای سه روش شعاع مؤثر، مساحت سطح و مجموع المان‌ها به‌ترتیب ۰/۸۲، ۰/۹۴ و ۰/۸۷ و خطای درجه‌بندی به‌ترتیب ۶/۶، ۳ و ۶/۶ درصد حاصل شد (حاجی‌زاده و کسرایی، ۱۳۸۷). در پژوهش دیگری از پردازش تصویر و شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی روند تغییرات محتوای رطوبتی برگ‌های چای سبز در هنگام خشک شدن استفاده شد. بر این اساس پنج دمای خشک کردن و سه سرعت جریان هوای به‌عنوان ورودی‌های شبکه عصبی در نظر گرفته شد. تابع یادگیری مورد استفاده در شبکه الگوریتم یادگیری لوبنبرگ-مارکوارت (LM) بود. بهترین نتایج پیش‌بینی شبکه عصبی با دو لایه پنهان (۱۲ نرون در لایه اول و ۱۵ نرون در لایه دوم) با ضریب تعیین ۰/۹۴۸ و مجذور میانگین مربعات خطای ۰/۰۹۲ به دست آمد (شهابی قویوندلویی و همکاران، ۱۳۹۲).

در بررسی عمرانی و همکاران (۱۳۹۴) چهار رقم سبب درختی گرانی اسمیت، گلاب کهنز، گالا و دلبار استیوال از طریق پردازش تصویر برگ و به کارگیری سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی (Adaptive neuro-fuzzy inference system) شناسایی شدند. بدین منظور نمونه‌های برگ جمع‌آوری و از آن‌ها تصویربرداری شد و پس از پردازش تصویرهای با الگوریتم نوشته شده در نرم افزار متلب، ویژگی‌های مورفولوژیک، رنگ و بافت برای هر

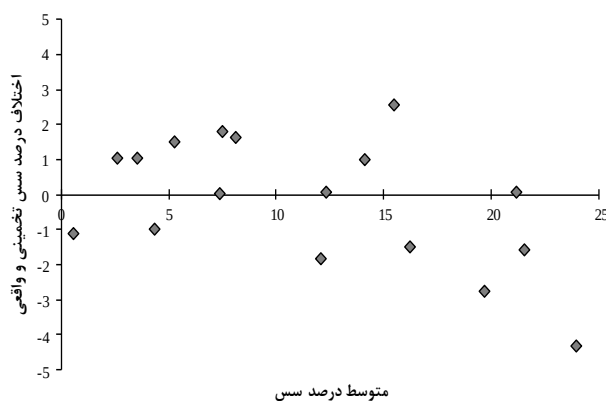
جدول ۱- نتایج آزمون t در مورد مقایسه درصد سس مخلوط با بذر یونجه به وسیله روش دستی و روش تحلیل تصویر

درجه آزادی	مقدار t	سطح معنی‌دار (sig.(2-tailed))	فرضیه H0: میانگین درصد سس مخلوط با بذر یونجه در روش دستی و روش تحلیل تصویر مساوی است.
۲۹	۰/۸۰۵	۰/۴۲۷*	قبول

*: هر مقدار بیشتر از ۰/۰۵ نشان غیرمعنی‌دار بودن میانگین دو گروه است.



شکل ۵- درصد سس تخمین زده شده با شبکه عصبی در مقابل درصد واقعی آن



شکل ۶- تفاوت درصد تخمینی مناسب ترین توپولوژی شبکه عصبی و درصد واقعی بر حسب متوسط درصد سس

نتیجه‌گیری

در این پژوهش امکان استفاده از روش پردازش تصویر و به کارگیری شبکه عصبی مصنوعی برای تشخیص درصد بذر علف هرز سس در توده بذر یونجه بررسی شد. نتایج کلی نشان داد که می‌توان ویژگی‌های هندسی دو بذر سس و یونجه را از طریق پردازش تصویر استخراج کرد. از میان این خصوصیات هندسی، چهار ویژگی مساحت، بیشینه و کمینه قطر و محیط بذرها در سس و یونجه به طور کامل متمایز بوده و معیار مناسبی برای تشخیص نوع بذر هستند. در حالیکه ضریب کرویت، در تعداد زیادی از دو نوع بذر شبیه به هم هستند. در ادامه چهار ویژگی یاد

شده به‌عنوان ورودی‌های یک شبکه عصبی مصنوعی قرار گرفت. ارزیابی مدل‌های متفاوت این شبکه از نظر توابع یادگیری، توابع انتقال و تعداد نرون‌های مختلف نشان داد که شبکه‌ای متشکل از تابع انتقال لگاریتم سیگموئیدی، تابع یادگیری GDX و توپولوژی نرون‌ها به‌صورت ۱-۵-۴ دارای بیشترین مقدار ضریب تعیین (۰/۹۵۶) و کمترین مقدار ریشه میانگین مربعات خطا (۰/۰۱۷) است. این نتایج نشان می‌دهد که می‌توان با دقت خوبی از روش پردازش تصویر و شبکه عصبی مصنوعی در تشخیص نسبت بذرها در سس و یونجه استفاده کرد.

منابع

۱. حاجی‌زاده م. و کسرابی م. ۱۳۸۷. درجه بندی گردو با استفاده از ماشین بینایی بر اساس جرم ویژه. پنجمین کنگره ملی مهندسی ماشین‌های کشاورزی و مکامیزاسیون. دانشگاه فردوسی مشهد.

۲. رضایی ارشد ر. صیاد غ. ع. مظلوم م. شرفا م. و جعفرنژادی ع. ۱۳۹۱. مقایسه روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیونی برای پیش‌بینی هدایت هیدرولیکی اشباع خاک‌های استان خوزستان. مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی، علوم آب و خاک. ۱۶(۶۰): ۱۰۷-۱۱۸.
۳. شهابی قویوندلویی م. رفیعی ش. محتسبی س. س. و حسین‌پور س. ۱۳۹۲. کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی و استنتاج عصبی فازی تطبیقی برای تعیین محتوای رطوبتی برگ چای سبز بر اساس پارامترهای رنگی. مجله بیوسیستم ایران. ۴۴(۲): ۱۲۵-۱۳۳.
۴. عمرانی ا. محتسبی س. س. رفیعی ش. و حسین‌پور س. ۱۳۹۴. شناسایی برگ ارقام سیب با تکنیک پردازش تصویر و سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی. مجله مهندسی بیوسیستم ایران. ۴۶(۱): ۶۷-۷۵.
۵. نقوی مرمتی م. فلاح‌نژاد نودهی ح. نظری س. م. و بهشتی پ. ۱۳۹۳. استفاده از سیستم ماشین بینایی در ارزیابی ناخالصی‌ها، افت مفید و غیرمفید گندم. اولین کنفرانس بین‌المللی یافته‌های نوین در علوم کشاورزی، منابع طبیعی و محیط‌زیست. انجمن توسعه و ترویج علوم و فنون بنیادین.
6. Aghayeghazvini H. Afzal A. Heidarisoltanabadi M. Malek S. and Mollabashi. L. 2009. Determining Percentage of Broken Rice by Using Image Analysis. IFIP – The International Federation for Information Processing, Computer & Engineering in Agriculture II, Boston: Springer. 2: 1019-1027.
7. Anon. 2010. Matlab 7.10. Help & Demos, for MATLAB reference.
8. Bolton J. L. 1962. Alfalfa, Botany, Cultivation and Utilization. London Leonard Hill Books Limited. Interscience Publishers. Inc. New York. 474 p.
9. Casady W. W. Paulsen Reid M. R. J. F. and Sinclair J. B. 1992. A trainable algorithm for inspection of soybean quality. Transactions of the ASAE. 35(6): 2027-2034.
10. Curray J. K. 1951. Analysis of sphericity and roundness of quartz grains. M.S. Thesis in Minerology. The Pennsylvania State University, University Park. Quoted by Oje, K. et al., 1991. Some physical properties of oil bean seed. J. agricultural Engineering Research. 50: 303-313.
11. Diaz R. Gil L. Serrano C. Blasco M. Molto E. and Blasco J. 2004. Comparison of three algorithms in the classification of table olives by means of computer vision. Journal of Food Engineering. 61(1): 101-107.
12. Gallagher M. R. 1999. Multi-layer perceptron error surfaces: Visualization, structure and modeling. Unpublished PhD dissertation, University of Queensland. 225 p.
13. Granitto P. M. Navone H. D. Verdes P. F. and Ceccatto H. A. 2002. Weed seeds identification by machine vision. Computers and Electronics in Agriculture. 33: 91-103.
14. Guyer D. and Yang X. 2000. Use of genetic artificial neural networks and spectral imaging for defect detection on cherries. Computers and Electronics in Agriculture. 29: 179-194.
15. Wan Y. N. Lin C. M. and Chiou J. F. 2002. Rice quality classification using an automatic grain quality inspection system. Transactions of ASAE. 45(2): 379-388.
16. Zhao-Yan L. and Fang C. 2005. Identification of Rice Seed Varieties Using Neural Network. Journal of Zhejiang University Science. 6 (11): 1095-1100.