

تشخیص آلودگی زنگ زرد گندم به کمک تصاویر مرئی و شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه آزمایشگاهی)

محمدحسین سعیدی راد^{۱*}، فرزاد افشاری^۲، ریحانه پاکدل^۳، جلال برادران مطیع^۴، سعید ظریف نشاط^۱ و نعیم لویمی^۵

چکیده

زنگ زرد یکی از مهم‌ترین بیماری‌های گندم در ایران است. از مهم‌ترین و اساسی‌ترین نکات در مبارزه با بیماری زنگ زرد، شناسایی نقاط و کانون‌های این بیماری در مزرعه است که در صورت سمپاشی، در مراحل اولیه می‌توان از شیوع این بیماری و خسارت ناشی از آن جلوگیری کرد. هدف از این پژوهش تشخیص بیماری زنگ زرد گندم در نمونه‌های آزمایشگاهی (با ایجاد آلودگی مصنوعی) و با استفاده از تصاویر دوربین مرئی و پردازش تصاویر به دست آمده بود. برای تهیه نمونه‌های آزمایشگاهی، رقم حساس به زنگ زرد (رقم بولانی) در گلدان‌هایی به قطر ۱۵ سانتی‌متر کاشته و در محیط پایش شده نگهداری شدند. در مرحله گیاهچه‌ای، مایه‌زنی جهت تولید آلودگی بر روی گیاه صورت گرفت. سپس از گیاه آلوده تصاویری تهیه و پیش‌پردازش و پردازش تصاویر به کمک نرم‌افزار Matlab بررسی شد. سپس شاخص‌های پوشش گیاهی گوناگون برای تصاویر مرئی مورد ارزیابی قرار گرفته و مناسب‌ترین شاخص برای تشخیص بیماری زنگ زرد معرفی شد. برای انتخاب و رتبه‌بندی شاخص‌ها روش تحلیل افتراقی گام به گام مورد استفاده قرار گرفت. برای تعیین مدل مناسب تشخیص بیماری زنگ زرد، روش‌هایی شامل طبقه‌بندی نظارت شده بر روی تصاویر شامل روش‌های شبکه عصبی خود سازمان دهنده، شبکه عصبی چندین لایه، طبقه‌بندی یادگیر، شبکه عصبی تابع پایه شعاعی، طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، طبقه‌بندی نزدیک‌ترین همسایه و طبقه‌بندی خوشه‌بندی k میانگین (K-means) ارزیابی شد. نتایج نشان داد که، شاخص انعکاس مؤلفه‌های قرمز و سبز در نمونه‌های آزمایشگاهی رتبه اول و دوم را در تحلیل افتراقی به خود اختصاص دادند. دقت شبکه عصبی ماشین بردار پشتیبان در طبقه‌بندی نظارت شده بر روی تصاویر مرئی در مرحله یادگیری و آزمایش به ترتیب ۹۸/۰۶ و ۹۵/۴۴ درصد بود که بیش‌ترین دقت نسبت به سایر روش‌های طبقه‌بندی را نشان داد.

واژه‌های کلیدی: پردازش تصویر - زنگ زرد - شبکه عصبی - گندم.

ارجاع: سعیدی راد م. ح. افشاری ف. پاکدل ر. برادران مطیع ج. ظریف نشاط س. و لویمی ن. ۱۴۰۳. تشخیص آلودگی زنگ زرد گندم به کمک تصاویر مرئی و شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه آزمایشگاهی). نشریه پژوهش‌های مکانیک ماشین‌های کشاورزی. ۳۴: ۹۹-۹۹.
<https://dx.doi.org/10.22034/JRMAM.2024.15006.733>

- ۱- دانشیار بخش تحقیقات فنی و مهندسی کشاورزی، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی خراسان رضوی، سازمان تحقیقات آموزش و ترویج کشاورزی، مشهد.
- ۲- استاد بخش تحقیقات غلات، موسسه تحقیقات اصلاح و تهیه نهال و بذر، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، کرج.
- ۳- دانشجوی دکتری مهندسی مکانیک بیوسیستم، گروه مهندسی بیوسیستم دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد.
- ۴- استادیار گروه مهندسی بیوسیستم، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد.
- ۵- استادیار بخش تحقیقات فنی و مهندسی کشاورزی، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، اهواز.

* نویسنده مسئول: saiedirad@yahoo.com

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۹/۲۷

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۸/۲۰

محققان دیگر به منظور شناسایی و تشخیص بلادرنگ زنگ زرد گندم به کمک تصاویر مرئی، ابتدا تصاویر رنگی گرفته شده از زنگ زرد را با استفاده از کانال رنگی G از فضای RGB، به تصویر خاکستری تبدیل و تصویر دودویی از نقاط بیماری را استخراج کردند. طبق نتایج، دقت میزان تشخیص زنگ زرد در روش آن‌ها ۹۶/۲٪ درصد و در پردازش تصویر به ۹۲/۳ درصد رسید که تقریباً برابر با نتیجه بینایی انسان بود (Xu et al., 2017).

بررسی نتایج سایر محققان نشان می‌دهد که امکان تشخیص بیماری‌های گیاهی با استفاده از روش‌های پردازش تصویر وجود دارد. هدف از پژوهش حاضر، تشخیص بیماری زنگ زرد گندم در نمونه‌های آزمایشگاهی (با آلودگی مصنوعی) و با استفاده از روش‌های پردازش تصاویر مرئی بوده است.

مواد و روش‌ها

برای تهیه نمونه‌های آزمایشگاهی از رقم حساس به زنگ زرد (رقم بولانی) استفاده گردید. بذر این رقم به تعداد کافی در گلدان‌هایی به قطر ۱۵ سانتی‌متر، با بستر خاک، ماسه و خاک برگ ضدعفونی شده، کاشته شد و در مرحله گیاهچه‌ای بر روی برگ اول و براساس روش پیشنهادی مایه‌زنی قارچ زنگ صورت گرفت. بعد از مایه‌زنی گلدان‌ها در دمای ۱۰ درجه سلسیوس و تاریکی قرار داده و سپس تا زمان اسپوردهی نمونه‌ها به صورت جداگانه زیر سرپوش شفاف کریستالی در دمای ۱۸ درجه سلسیوس به مدت ۱۶ ساعت و نور ۱۶۰۰۰ لوکس و در ۱۶ درجه سلسیوس به مدت ۸ ساعت و در تاریکی در گلخانه نگهداری شدند (شکل ۱).

برای عکس‌برداری از نمونه‌ها، از هر نمونه گندم با شدت بیماری مشخص (تعداد روزهای بعد از آلودگی) ۵۰ برگ آلوده با قیچی از گیاه بریده شد. نمونه‌ها در روز دهم آلودگی و روز هفتم آلودگی انتخاب شدند. با توجه به این-که طول دوره بیماری ۱۵ روز است، لذا نمونه‌ها پس از دوره ۱۷ روزه، به‌عنوان آلوده کامل در نظر گرفته شدند (Torabi et al., 1995). از دوربین رقمی (Canon PowerShot G9, Made in Japan, 12MP) جهت تصویربرداری استفاده شد و تنظیمات دوربین نیز شامل: فاصله کانونی: ۷ میلی‌متر، F-Stop: f/2.8 و تصاویر با

در تحقیق دیگری محققان به بررسی توانایی استفاده از تصاویر طیفی در تشخیص بیماری‌های گیاهی گندم پرداختند. به همین منظور از تصاویر طیفی با قدرت تفکیک زمینی بالا دریافت شده از ماهواره به همراه تصاویر طیفی هوایی توسط فراطیفی‌سنجنده هوابرد HYMAP^۱ استفاده شد و به کمک شاخص اختلاف گیاهی نرمال شده NDVI^۲ شدت آلودگی سطح مزرعه به بیماری زنگ زرد و کپک پودری برآورد گردید. نتایج نشان داد که در مقایسه با اطلاعات کسب شده از طریق داده‌برداری زمینی تصاویر طیفی توانستند با دقت ۵۶/۸ تا ۸۸/۶ درصد شدت بیماری را برآورد کرده و بدین ترتیب روش تصویربرداری طیفی روشی مناسب در شناسایی مناطق آلوده و تخمین میزان آلودگی بیماری‌های قارچی گندم معرفی شد (Franke and Menz, 2007).

در پژوهش دیگری بیماری زنگ زرد، به وسیله تصاویر ابرطیفی و مدل‌سازی از شاخص‌های پوشش گیاهی و ویژگی‌های بافت، با دقت ۹۵/۸ درصد تشخیص داده شد. همچنین با استفاده از مؤلفه‌های طیفی استخراج شده از تصاویر فراطیفی، بیماری زنگ زرد سه روز قبل از ظهور علائم شناسایی شد (Yu et al., 2018).

زنگ زرد باعث ایجاد تغییر شکل‌هایی در بافت برگ گندم می‌شود که شدت بیماری را آشکار می‌کند. محققان برای شناسایی زنگ زرد از ماتریس هم‌رخدادی سطح خاکستری (GLCM)^۳ استفاده کردند. ویژگی‌های بافتی شامل اطلاعات سطح خاکستری و رنگ است. روش GLCM یک توصیف‌گر ویژگی بافت است که از تصاویر سطح خاکستری استخراج می‌شود. ترکیب رنگ بافت با ویژگی‌های GLCM، الگوهای پنهان موجود در کانال‌های رنگی را آشکار می‌کند. آنها مدل‌های طبقه‌بندی مختلفی با استفاده از فضاها رنگی RGB، HSV، *La*b* و دو روش طبقه‌بندی SVM^۴ و KNN را توسعه دادند. مدل ترکیبی آن‌ها که در آن HSV و SVM به کارگرفته شد، با دقت ۹۲/۴ درصد از مدل‌های دیگر بهتر عمل کرد (Hayit et al., 2023).

1 Hyperspectral mapper

2 Normalized Differences Vegetaton Index

3 Gray-Level Co-occurrence Matrix

4 Support vector machine

اساس، تصاویر با حداقل نوفه، پس‌زمینه واضح و قابل تشخیص بودند. همه تصاویر در شرایط نور طبیعی در ساعات بین ۱۱ تا ۱۲ صبح گرفته شدند (شکل ۲).

وضوح ۱۸۰ نقطه در اینچ گرفته شدند. لازم به ذکر است که زاویه عکس برداری ۹۰ درجه نسبت به برگ‌ها بود و تصاویر از فاصله ۲۰ سانتی‌متری گرفته شدند. بر این



شکل ۱- نمونه‌های آزمایشگاهی گندم، الف) قبل از مایه‌زنی، ب) آلودگی کامل

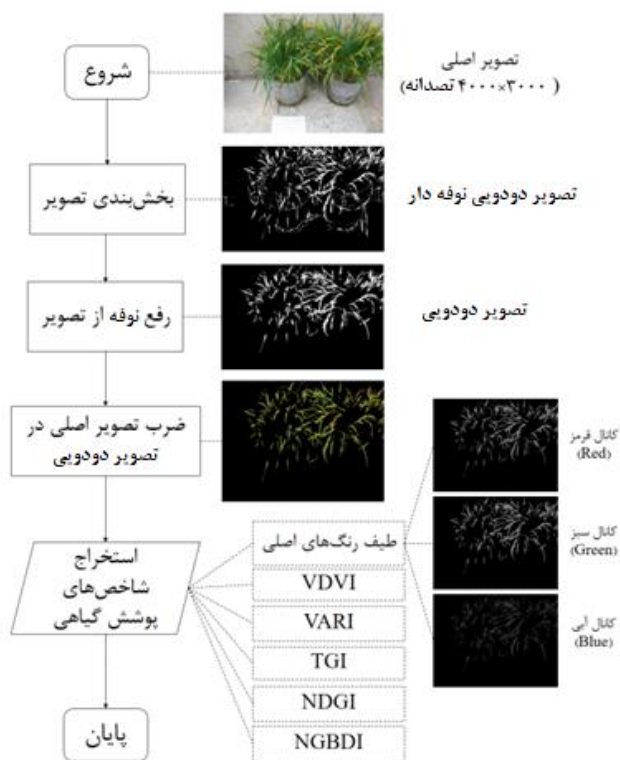


شکل ۲- نمونه‌های گندم با شدت بیماری مشخص: الف) سالم (H)، ب) روز دهم آلودگی (S10)، پ) آلودگی کامل (ST)

مرئی (RGB) شامل اعمال فیلتر پایین گذر برای حذف نوفه‌های احتمالی و حذف پس‌زمینه از برخی تصاویر بود. به‌طور کلی، تبدیل فضاهای رنگی بعد از روش‌های پیش‌پردازش مانند فیلتر کردن، حذف پس‌زمینه و غیره انجام می‌شود. در این پژوهش نیز از میانگین مؤلفه‌های رنگی RGB (قرمز، سبز و آبی)، HSI (طول موج فام، اشباع و شدت روشنایی) و $L^*a^*b^*$ (L میزان روشنایی، a میزان قرمز-سبز، و b آبی-زرد بودن)، در مجموع ۹ شاخص رنگی استفاده شد. لازم به ذکر است که همه‌ی مؤلفه‌های فضاهای رنگی ذکر شده را می‌توان با روابط تبدیل از فضای رنگی RGB به دست آورد. روابط تبدیل رنگ از فضای رنگی RGB به فضاهای HSI و $L^*a^*b^*$ در جدول ۱ نشان داده شده است.

به منظور اجرای فرایند پردازش تصویر و کاهش نوفه تصاویر و حذف اثر تغییرات جزئی در تصویر فیلتر پایین گذر گوسی در محیط نرم‌افزار Matlab بر تصاویر اعمال گردید (شکل ۳).

پیش‌پردازش و پردازش تصاویر تهیه شده با استفاده از دوربین مرئی به کمک نرم افزار Matlab (R2019b, Mathworks, Inc., Natick, MA, USA) بررسی شد و پیش‌پردازش‌هایی از جمله بسط هیستوگرام به منظور بهبود وضوح بر روی تصاویر انجام گرفت. سپس هر تصویر RGB به سه تصویر خاکستری در مؤلفه‌های قرمز، سبز و آبی تفکیک شد. به منظور اجرای فرایند پردازش تصویر، تصاویر از نظر ابعاد، کاهش میزان نوفه و همچنین بهبود سطوح خاکستری در مؤلفه‌های مختلف مورد پیش‌پردازش قرار گرفتند. فرایند پیش‌پردازش برای تصاویر



شکل ۳- مراحل پردازش و استخراج شاخص‌ها در تصاویر

جدول ۱- توابع تبدیل از RGB به فضاهای رنگی تحلیل شده (wang et al., 2019)

فضای رنگی	کانال	تبدیل از RGB
RGB	R	$r = R/(R + G + B)$
	G	$g = G/(R + G + B)$
	B	$b = B/(R + G + B)$
HSI	H	$H = \begin{cases} \theta, & \text{if } B \leq G \\ 360 - \theta, & \text{if } B \geq G \end{cases} \theta = \arccos\left\{\frac{\frac{1}{2}[(R-G)+(R-B)]}{\sqrt{(R-G)^2+(R-B)+(G-B)}}\right\}$
	S	$S = 1 - \frac{3}{R+G+B} [\min(R, G, B)]$
	I	$I = \frac{1}{3}(R + G + B)$
L*a*b*	L*	$L^* = \begin{cases} 116\left(\frac{Y}{Y_n}\right)^{\frac{1}{3}} - 16, & \text{if } \frac{Y}{Y_n} > 0.008856 \\ 903.3\left(\frac{Y}{Y_n}\right), & \text{if } \frac{Y}{Y_n} \leq 0.008856 \end{cases}$
	a*	$a^* = 500\left(f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_n}\right)\right) f(x) = \begin{cases} X^{\frac{1}{3}}, & \text{if } X > 0.008856 \\ 7.787X + \frac{16}{116}, & \text{if } X < 0.008856 \end{cases}$
	b*	$b^* = 200\left(f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right)\right)$

هستند. شاخص‌های شکلی، رنگ و بافت از مهمترین ویژگی‌های مورد استفاده بر روی تصاویر محصولات کشاورزی است (Hayit et al., 2023). شاخص‌های پوشش گیاهی گوناگون که با سلامتی پوشش گیاهی در ارتباط هستند (جدول ۲) مورد ارزیابی قرار گرفته و مناسب‌ترین شاخص برای تشخیص بیماری زنگ زرد معرفی شد.

یکی از مراحل اصلی در روند پردازش تصویر استخراج، بررسی و انتخاب شاخص‌هایی است که توصیف مناسبی از مکان‌های مدنظر ارائه نموده و بیش‌ترین تفکیک را در فرایند طبقه‌بندی داشته باشد. عموماً شاخص‌هایی که ضمن دقت کافی قابل سنجش بوده و اندازه‌گیری آنها با تجهیزات ارزان‌تر و در دسترس امکان پذیر باشد، مناسب‌تر

جدول ۲- شاخص‌های پوشش گیاهی مورد استفاده برای تشخیص بیماری زنگ زرد گندم

منبع	نحوه محاسبه	نام شاخص
Riccardi <i>et al.</i> (2014)	RED, GREEN, BLUE	طیف رنگ‌های اصلی
Xue and Su, (2017)	$VDVI = \frac{2 \times G - R - B}{2 \times G + R + B}$	VDVI
McKinnon and Hoff, (2017)	$VARI = \frac{G - R}{G + R - B}$	VARI
McKinnon and Hoff, (2017)	$TGI = G - 0.39 \times R - 0.61 \times B$	TGI
Xue and Su, (2017)	$NDGI = \frac{G - R}{G + R}$	NDGI
Xue and Su, (2017)	$NGDBI = \frac{G - B}{G + B}$	NGDBI

مجموعه شاخص‌ها آن است که بتوان این ضریب را هرچه بیش‌تر به صفر نزدیک کند.

برای تعیین مدل مناسب تشخیص بیماری زنگ زرد، روش‌های گوناگون طبقه‌بندی نظارت شده بر روی تصاویر شامل روش‌های شبکه عصبی خود سازمان‌دهنده (SOM)، شبکه عصبی چندی ساز بردار یادگیر (LVQ)، شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (RBF)، طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان (SVM)، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP)، طبقه‌بندی نزدیک‌ترین همسایه (KNN) و طبقه‌بندی خوشه‌بندی k میانگین (K-means) ارزیابی شد.

برای ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های استفاده شده در این مطالعه از معیار دقت (ACC) استفاده شد. لازم به ذکر است که بهترین عملکرد طبقه‌بندی کننده زمانی حاصل می‌شود که مقدار این معیار نزدیک به ۱۰۰ باشد. میزان دقت، نسبت نمونه‌های طبقه‌بندی شده صحیح به کل نمونه‌ها را نشان می‌دهد که از معادله (۱) محاسبه می‌شود (Kumar *et al.*, 2012).

$$ACC = \frac{n_p}{n_p + n_{mp}} \times 100 \quad (1)$$

در این معادله n_p تعداد نمونه‌هایی است که به درستی طبقه‌بندی شده‌اند و n_{mp} تعداد نمونه‌هایی است که به صورت اشتباه طبقه‌بندی شده‌اند. کلیه مراحل تجزیه و تحلیل تصاویر، کالیبره کردن تصاویر و طبقه‌بندی آن‌ها در نرم‌افزار Matlab (R2019b, Mathworks, Inc) انجام شد.

نتایج و بحث

نتایج حاصل از تحلیل افتراقی گام به گام در جدول ۳ آمده است.

برای انتخاب و رتبه‌بندی شاخص‌ها روش تحلیل افتراقی گام به گام^۱ مورد استفاده قرار گرفت. در این روش در هر گام همه شاخص‌ها بررسی می‌شوند تا مشخص شود کدام یک بیش‌ترین مشارکت را در تفکیک بین طبقه‌ها دارد. سپس آن شاخص انتخاب شده و دوباره ارزیابی با شاخص‌های باقیمانده انجام می‌شود. بدین ترتیب همه شاخص‌ها رتبه‌بندی می‌شوند. در تحلیل افتراقی گام به گام، ابتدا شاخصی که کم‌ترین عدد لاندای ویلکس را در مدل تک متغیره تولید می‌کند انتخاب و سپس در هر گام به ترتیب شاخصی که بتواند با اضافه شدن به مدل عدد لاندای ویلکس را کاهش دهد معرفی شد. کوچک‌تر بودن عدد ویلکس در پایان تحلیل نشان‌دهنده کیفیت و دقت بالاتر مدل طبقه‌بند است. در این تحلیل برخی شاخص‌ها که تأثیری بر کاهش عدد ویلکس ندارند حذف می‌شوند. بدین منظور داده‌های مربوط به شاخص‌های استخراج شده از هر تصویر در نرم‌افزار SPSS 18 ثبت شد و به کمک روش تحلیل افتراقی گام به گام مورد بررسی قرار گرفت. به کمک این روش شدت شاخص‌ها به طور جداگانه برای نمونه‌های برگ گندم با شدت آلودگی مشخص (H: سالم، S10: روز دهم آلودگی و ST: آلودگی کامل) مورد بررسی قرار گرفت. عدد لاندای ویلکس برای تفکیک دو به دو نمونه‌های برگ گندم (S-H10، S-HT، H10-HT) محاسبه شد.

خروجی این مرحله شامل لیستی از شاخص‌ها است که به ترتیب بیش‌ترین تا کم‌ترین اثر را در طبقه‌بندی و تفکیک طبقه‌ها دارند. میزان اثر بخشی هر شاخص از طریق محاسبه ضریب لاندای ویلکس بررسی شد. بهترین

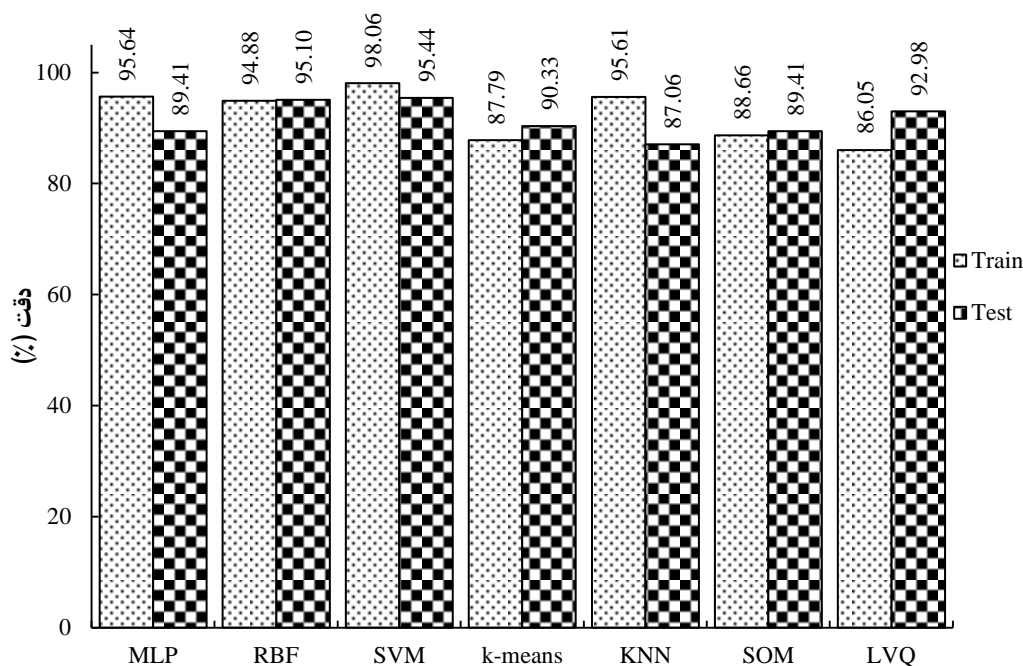
جدول ۳- ترتیب شاخص‌ها و عدد لاندای ویلکس محاسبه شده برای مدل طبقه‌بند چند متغیره در تصاویر

H10-HT		S-HT		S-H10		نمونه
عدد ویلکس لاندای	شاخص	عدد ویلکس لاندای	شاخص	عدد ویلکس لاندای	شاخص	گام
۰/۳۸۷	RED	۰/۵۶۷	BLUE	۰/۴۱۲	RED	۱
۰/۳۵۷	GREEN	۰/۴۵۷	VDVI	۰/۳۰۵	GREEN	۲
۰/۲۱۰	BLUE	۰/۴۱۵	BLUE	۰/۲۸۷	VARI	۳
۰/۲۰۰	VDVI	۰/۳۲۸	RED	۰/۲۵۵	VDVI	۴
۰/۱۹۹	NGBDI	۰/۲۲۵	VARI	۰/۱۸۸	BLUE	۵
۰/۱۱۰	TGI	۰/۱۰۱	NDGI	۰/۱۵۶	NGBDI	۶
۰/۸۷	NDGI	۰/۱۰۰	TGI	۰/۱۱۱	NDGI	۷
۰/۰۸۵	VARI	۰/۰۸۸	NGBDI	۰/۰۹۸	TGI	۸

بر اساس نتایج تحلیل افتراقی، مؤلفه‌های سبز، آبی و قرمز مؤثرترین شاخص‌ها در طبقه‌بند تصویر مورد مطالعه معرفی شدند. ارزیابی شبکه‌های عصبی فوق‌الذکر نشان داد که دقت هر هفت شبکه عصبی مورد مطالعه در مرحله یادگیری بیش از ۸۶/۰۵ درصد است. بنابراین در مرحله یادگیری به ترتیب شبکه‌های عصبی MLP، SVM، KNN، RBF، SOM، k-means و LVQ دارای بیش‌ترین عملکرد هستند. همچنین در مرحله آزمایش نیز دقت هر ۷ شبکه عصبی مورد مطالعه در این پژوهش بیش از ۸۷/۰۶ بود. علاوه بر این شبکه‌های عصبی SVM، RBF، LVQ، k-means، SOM، MLP و KNN به ترتیب دارای بیش‌ترین عملکرد در مرحله آزمایش بودند. بنابراین شبکه SVM دارای بالاترین عملکرد در مراحل یادگیری و آزمایش است. حداکثر دقت شبکه عصبی SVM در مرحله یادگیری و آزمایش به ترتیب ۹۸/۰۶ و ۹۵/۴۴ درصد است (شکل ۴). در پژوهش (Zheng et al., 2021) نیز از سه الگوریتم LDA، SVM و ANN به منظور شناسایی و طبقه‌بندی بیماری زنگ زرد استفاده شد که الگوریتم SVM با ۸۴/۲ درصد بهترین عملکرد را داشته است. در تحقیق (Hayit et al., 2023) نیز مدل‌های طبقه‌بندی مختلفی با استفاده از فضاها رنگی HSV، RGB و La^*b^* و دو روش طبقه‌بندی SVM و KNN توسعه یافته است. مدل ترکیبی آن‌ها که در آن HSV و SVM به کار گرفته شد، با دقت ۹۲/۴ درصد از مدل‌های دیگر بهتر عمل کرده است.

مطابق با جدول ۳، شاخص انعکاس مؤلفه‌های قرمز و سبز در نمونه‌های S-H10 و H10-HT رتبه اول و دوم را در تحلیل DFA به خود اختصاص دادند. برای نمونه S-HT، شاخص انعکاس مؤلفه آبی رتبه اول را دارا بوده و سپس شاخص‌های VDI، Blue و RED در رتبه‌های دوم تا چهارم قرار دارند. بنابراین شاخص انعکاس مؤلفه قرمز برای دو نمونه به عنوان بهترین شاخص‌ها برای عملیات تفکیک انتخاب شدند. نتایج پژوهش (Liu et al., 2018) نیز نشان داد که از بین مؤلفه‌های مرئی، مؤلفه قرمز بیش‌ترین تأثیر را در شناسایی بیماری زنگ زرد دارد. شاخص‌های NDGI، NGDBA و TGI نیز در رتبه‌های ششم تا هفتم برای هر سه نمونه هستند. کم‌ترین عدد لاندای ویلکس نیز به ترتیب برای سه نمونه S-H10، S-HT و H10-HT برابر با ۰/۰۹۸، ۰/۰۸۸ و ۰/۰۸۵ محاسبه شد. این مقادیر نشان می‌دهد سامانه طبقه‌بند دقت نسبی خوبی خواهد داشت.

الگوریتم‌های چندگانه می‌توانند یک طبقه یا مقدار پیوسته را بر اساس ویژگی‌های یک نمونه پیش‌بینی کنند. در این مطالعه، طبقه‌بندی کننده‌های شبکه عصبی خود سازمان دهنده (SOM)، شبکه عصبی چندی ساز بردار یادگیر (LVQ)، شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (RBF)، طبقه بندی ماشین بردار پشتیبان (SVM)، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP)، طبقه‌بندی نزدیک‌ترین همسایه (KNN) و طبقه‌بندی خوشه‌بندی k میانگین (K-means) برای طبقه‌بندی بیماری زنگ زرد اعمال شدند.



شکل ۴- مقایسه دقت سیستم‌های طبقه‌بند برای تصاویر مرئی

International Journal of Computational Intelligence Research, 13(7), 1821-1828.

Franke, J. & Menz, G. (2007). Multi-temporal wheat disease detection by multi-spectral remote sensing. *Precision Agriculture*, 8, 161-172.

Hayıt, T., Erbay, H., Varçın, F., Hayıt, F. & Akci, N. (2023). The classification of wheat yellow rust disease based on a combination of textural and deep features. *Multimedia Tools and Applications*, 82(30), 47405-47423.

Kazemi, H. & Momeni, H. (2015). Management of stripe rust disease of wheat (Applied instruction). *Iranian Research Institute of Plant Protection*. Registration No. 46869. (In Persian).

Khodabande, N. (2013). *Cereals*. University of Tehran Press, 10th Edition. (In Persian).

Kumar, R., Goyal, M. K., Ahmed, P. & Kumar, A. (2012, December). Unconstrained handwritten numeral recognition using majority voting classifier. In *2012 2nd IEEE International Conference on Parallel, Distributed and Grid Computing* (pp. 284-289). IEEE.

Liu, W., Yang, G., Xu, F., Qiao, H., Fan, J., Song, Y. & Zhou, Y. (2018). Comparisons of detection of wheat stripe rust using hyperspectral and uav aerial photography. *Acta Phytopathol. Sinica*, 48(2), 223-227.

McKinnon, T. & Hoff, P. (2017). Comparing RGB-based vegetation indices with NDVI for agricultural drone imagery. *AGBX*, 2, 1-17.

نتیجه‌گیری

در تحقیق حاضر امکان تشخیص آلودگی زنگ زرد گندم به کمک سیستم تصویربرداری RGB مورد بررسی قرار گرفت و نتایج زیر حاصل شد.

رتبه‌بندی شاخص‌ها با استفاده از روش تحلیل افتراقی گام به گام برای تصاویر مرئی نشان داد که شاخص انعکاس مؤلفه‌های قرمز و سبز در نمونه‌های S-H10 و H10-HT رتبه اول و دوم را به خود اختصاص دادند.

حداکثر دقت شبکه عصبی SVM در تصاویر مرئی در مرحله یادگیری و آزمایش به ترتیب ۹۸/۰۶ و ۹۵/۴۴ درصد است، بنابراین شبکه عصبی SVM دارای بالاترین عملکرد در تشخیص زنگ زرد گندم است.

منابع

- Atanassova, S., Nikolov, P., Valchev, N., Masheva, S. & Yorgov, D. (2019, February). Early detection of powdery mildew (*Podosphaera xanthii*) on cucumber leaves based on visible and near-infrared spectroscopy. In *AIP conference proceedings* (Vol. 2075, No. 1). AIP Publishing.
- Elangovan, K. & Nalini, S. (2017). Plant disease classification using image segmentation and SVM techniques.

- Procedia Computer Science*, 107, 836-841.
- Xue, J. & Su, B. (2017). Significant remote sensing vegetation indices: A review of developments and applications. *Journal of sensors*, 2017(1), 1353691.
- Yu, K., Anderegg, J., Mikaberidze, A., Karisto, P., Mascher, F., McDonald, B. A. & Hund, A. (2018). Hyperspectral canopy sensing of wheat septoria tritici blotch disease. *Frontiers in plant science*, 9, 1195.
- Zhang, D., Zhou, X., Zhang, J., Lan, Y., Xu, C. & Liang, D. (2018). Detection of rice sheath blight using an unmanned aerial system with high-resolution color and multispectral imaging. *PloS one*, 13(5), e0187470.
- Zheng, Q., Huang, W., Cui, X., Dong, Y., Shi, Y., Ma, H. & Liu, L. (2018). Identification of wheat yellow rust using optimal three-band spectral indices in different growth stages. *Sensors*, 19(1), 35.
- Zheng, Q., Ye, H., Huang, W., Dong, Y., Jiang, H., Wang, C., ... & Chen, S. (2021). Integrating spectral information and meteorological data to monitor wheat yellow rust at a regional scale: A case study. *Remote Sensing*, 13(2), 278.
- Qiu, R., Yang, C., Moghimi, A., Zhang, M., Steffenson, B. J. & Hirsch, C. D. (2019). Detection of fusarium head blight in wheat using a deep neural network and color imaging. *Remote Sensing*, 11(22), 2658.
- Riccardi, M., Mele, G., Pulvento, C., Lavini, A., d'Andria, R. & Jacobsen, S. E. (2014). Non-destructive evaluation of chlorophyll content in quinoa and amaranth leaves by simple and multiple regression analysis of RGB image components. *Photosynthesis research*, 120, 263-272.
- Sankaran, S., Mishra, A., Ehsani, R. & Davis, C. (2010). A review of advanced techniques for detecting plant diseases. *Computers and electronics in agriculture*, 72(1), 1-13.
- Su, J., Liu, C., Coombes, M., Hu, X., Wang, C., Xu, X. & Chen, W. H. (2018). Wheat yellow rust monitoring by learning from multispectral UAV aerial imagery. *Computers and electronics in agriculture*, 155, 157-166.
- Su, J., Liu, C., Hu, X., Xu, X., Guo, L. & Chen, W. H. (2019). Spatio-temporal monitoring of wheat yellow rust using UAV multispectral imagery. *Computers and electronics in agriculture*, 167, 105035.
- Torabi, M., Mardoukhi, V., Nazari, K., Afshari, F., Forootan, A. R., Ramai, M. A. & Kashani, A. S. (1995). Effectiveness of wheat yellow rust resistance genes in different parts of Iran. *Cereal Rusts and Powdery Mildews Bulletin*, 23(1), 9-12.
- Wang, A., Zhang, W., & Wei, X. (2019). A review on weed detection using ground-based machine vision and image processing techniques. *Computers and electronics in agriculture*, 158, 226-240.
- Wang, H., Qin, F., Liu, Q., Ruan, L., Wang, R., Ma, Z. & Wang, H. (2015). Identification and disease index inversion of wheat stripe rust and wheat leaf rust based on hyperspectral data at canopy level. *Journal of Spectroscopy*, 2015(1), 651810.
- Wellings, C. R. (2011). Global status of stripe rust: a review of historical and current threats. *Euphytica*, 179(1), 129-141.
- Whetton, R. L., Waive, T. W. & Mouazen, A. M. (2018). Hyperspectral measurements of yellow rust and fusarium head blight in cereal crops: Part 2: On-line field measurement. *Biosystems engineering*, 167, 144-158.
- Xu, P., Wu, G., Guo, Y., Yang, H. & Zhang, R. (2017). Automatic wheat leaf rust detection and grading diagnosis via embedded image processing system.

Research paper

Detection of wheat yellow rust disease using visible images and artificial neural network (laboratory study)

M. H. Saeidirad^{1*}, F. Afshari², R. Pakdel³, J. Baradarn Motee⁴, S. Zarifneshat¹ and N. Iovaimi⁵

Abstract

Yellow rust is one of the most important wheat diseases in Iran. One of the most fundamental points in the fight against yellow rust disease is to identify the points and foci of this disease in the field. This research aimed to identify yellow rust contamination in wheat by taking pictures of laboratory samples (with artificial pollution) using a visible camera. A yellow rust-sensitive variety (Bolani variety) was planted in pots and kept in a controlled environment to prepare laboratory samples. For pre-processing and processing, the images prepared using a visible camera were first checked with the help of software, and pre-processing, including histogram expansion, was done on the images to improve the contrast. Then, various vegetation indices were evaluated for visible images, and the most suitable index for diagnosing yellow rust disease was introduced. The extracted features were assessed separately by the differential stepwise analysis method. Various methods of supervised classification on images were evaluated to determine the appropriate model for the diagnosis of yellow rust disease. The results showed that the reflection index of red and green bands ranked first and second in the differential analysis. The accuracy of the SVM neural network in supervised classification on visible images was 98.06% and 95.44%, respectively, in the learning and testing phase, which showed the highest accuracy compared to other classification methods.

Keywords: Image Processing, Neural network, Wheat, Yellow rust.

Citation: Saeidirad M. H. Afshari F. Pakdel R. Baradaran Motee J. Zarifneshat S. and Iovaimi N. 2025. Detection of wheat yellow rust disease using visible images and artificial neural network (laboratory study), *Journal of Researches in Mechanics of Agricultural Machinery*. 34: ??-??. <https://dx.doi.org/10.22034/JRMAM.2024.15006.733>

1- Department of Agricultural Engineering Institute, Khorasan Razavi Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, AREEO, Mashhad, Iran

2- Seed and Plant Improvement Institute; Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Karaj, Iran.

3- Ph. D. student, Department of Biosystems Engineering, Faculty of Agriculture, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran.

4- Department of Biosystems Engineering, Faculty of Agriculture, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran.

5- Department of Agricultural Engineering Institute, Khoozestan Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, AREEO, Ahvaz, Iran

* Corresponding Author: saedirad@yahoo.com

Received: 2024/11/10 Accepted: 2024/12/17

<https://dx.doi.org/10.22034/JRMAM.2024.15006.733>