



## پیش‌بینی وقوع بیماری زنگ نوار گندم با استفاده از سری زمانی تصاویر سنتینل-۲

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۶/۰۲

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۵/۲۸

سیدحمیدرضا میرنعمتی\*

\* کارشناسی ارشد سنجش از دور دانشگاه شهید بهشتی

### چکیده

زنگ نوار گندم تأثیر شدیدی بر عملکرد و کیفیت گندم دارد. یک روش پیش‌بینی مؤثر برای امنیت غذایی ضروری است. در این مطالعه، ما شاخص‌های پوشش گیاهی بهینه (VIs) حساس به زنگ نوار را در دوره‌های زمانی مختلف استخراج می‌کنیم و یک مدل پیش‌بینی زنگ نوار گندم را با تصاویر ماهواره‌ای برای تحقق پیش‌بینی چند زمانی توسعه می‌دهیم. ابتدا، شاخص‌های پوشش گیاهی بهینه مربوط به تنش زنگ نوار به عنوان ویژگی‌های کاندید برای پیش‌بینی بیماری از تصاویر سری زمانی Sentinel-2 استخراج می‌شوند. سپس، ترکیبات VI بهینه با استفاده از انتخاب متوالی رو به جلو (SFS) انتخاب می‌شوند. در نهایت وقوع زنگ نوار گندم در بازه‌های زمانی مختلف با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) پیش‌بینی می‌شود. نتایج ویژگی‌های انتخاب‌شده نشان می‌دهد که، قبل از دوره اتصال، VIs بهینه مربوط به زیست توده، رنگدانه و رطوبت گندم است. پس از دوره اتصال، VIs لبه قرمز مربوط به وضعیت سلامت محصول نقش مهمی ایفا می‌کنند. دقت کلی و ضریب کاپا مدل پیش‌بینی، که مبتنی بر SVM است، به طور کلی بالاتر از روش‌های K- نزدیک‌ترین همسایه (KNN) و شبکه عصبی پس انتشار (BPNN) است. روش SVM برای پیش‌بینی سری‌های زمانی زنگ نوار گندم مناسب‌تر است. مدل دقت را بر اساس ترکیبات VI بهینه به دست آورد و SVM در طول زمان افزایش یافت. بالاترین دقت ۸۶٫۲ درصد بود. این نتایج نشان می‌دهد که مدل پیش‌بینی می‌تواند راهنمایی‌ها و پیشنهادهایی را برای پیشگیری زود هنگام از بیماری در محل مورد مطالعه ارائه دهد و این روش تصاویر سری زمانی Sentinel-2 و SVM را ترکیب می‌کند که می‌تواند برای پیش‌بینی زنگ نوار گندم استفاده شود.

**کلمات کلیدی:** گندم، سنجش از دور، پوشش گیاهی، بیماری زنگ نوار، سری زمانی، پیش‌بینی.

## ۱- مقدمه

زنگ نوار گندم یک بیماری مخرب در هوا است و رشد گندم را به تأخیر می‌اندازد و به طور قابل توجهی بر عملکرد و کیفیت گندم تأثیر می‌گذارد و در صورت بروز سوء مدیریت مزرعه و شرایط آب و هوایی نامساعد می‌تواند منجر به کاهش عملکرد بیش از ۳۰ درصد مزارع در سال‌های اخیر شود [۲-۵]. زنگ نواری در بیش از ۶۰ کشور جهان رخ می‌دهد و منطقه تحت تأثیر بیماری در سال‌های اخیر در حال گسترش می‌باشد [۶].

با توجه به آسیب گسترده و گسترش سریع زنگ نوار گندم، توسعه یک روش کنترل بیماری به موقع و کارآمد برای تضمین امنیت غذایی ضروری است. به طور خاص، روش‌های پیش‌بینی زنگ نوار گندم با دقت بالا که برای مناطق وسیع قابل اجرا هستند مورد نیاز است [۸، ۷، ۴]. روش‌های سنتی معمولاً از داده‌های هواشناسی برای پیش‌بینی وقوع بیماری‌های محصول استفاده می‌کنند، زیرا جوانه‌زنی، عفونت و بقای اسپورها نیازمند شرایط محیطی مناسب مانند دما، شرایط رطوبت و بارندگی مناسب است. چندین محقق مدل‌های پیش‌بینی را با ترکیب پیش‌بینی آب و هوا و داده‌های اندازه‌گیری ریزاقليم توسعه داده‌اند [۹-۱۱]. جارودی و همکاران از یک روش شبیه‌سازی مونت کارلو برای تعیین محدوده‌های بهینه بارندگی، رطوبت نسبی و دمای هوا که برای وقوع زنگ نواری گندم مطلوب هستند، استفاده کرد و دو مدل مبتنی بر آب و هوا را برای پیش‌بینی شدت زنگ راه راه در مراکش و لوکزامبورگ ایجاد کرد [۱۳، ۱۲]. آلن سادر و همکاران از داده‌های پیش‌بینی هواشناسی عددی پیش‌بینی آب و هوا (NWP) برای استخراج داده‌های دما، رطوبت، و تابش خورشیدی و مدل‌های تناسب محیطی ترکیبی، ساخت سیستم‌های هشدار اولیه بیماری (EWS) برای ارزیابی خطرات زنگ نوار در اتیوپی استفاده کرد [۱۴]. مایر و همکاران از مدل یکپارچه اداره هواشناسی انگلستان برای استخراج داده‌های هواشناسی جهانی، ترکیب شده با مدل پراکندگی لاگراژنی، استفاده کرد که با موفقیت مسیرهای پراکندگی شدت زنگ نوار را پیش‌بینی کرد [۱۵]. مدل‌هایی که توسط داده‌های هواشناسی هدایت می‌شوند، عملکرد خوبی را در نمایش روند وقوع بیماری برای پیش‌بینی‌های بیماری سری زمانی طولانی نشان می‌دهند. با این حال، دقت این مدل‌ها تحت تأثیر پارامترهای هواشناسی است و مقیاس‌های فضایی آنها نسبتاً درشت است. سنجش از دور روش موثری است که برای به دست آوردن داده‌های مکانی-زمانی پیوسته استفاده می‌شود و به طور فزاینده‌ای برای پیش‌بینی بیماری‌های محصول در مقیاس‌های بزرگ استفاده می‌شود [۱۶-۱۹]. ژنگ و همکاران از داده‌های فراطیفی برای شبیه‌سازی نوارهای تصویر ماهواره‌ای Sentinel-2 استفاده کرد و شاخص تنش بیماری لبه قرمز (REDSI) را برای نظارت موفقیت‌آمیز زنگ نوار گندم توسعه داد [۲۰]. دوتا و همکاران از داده‌های ماهواره‌ای (IRS-RESOURCESAT-1) برای استخراج شاخص تفاوت نرمال شده گیاهی (NDVI) و شاخص آب سطحی زمین (LSWI) استفاده کرد و یک مدل پیش‌بینی برای وقوع زنگ نوار را بر اساس روش

تحلیل پروفایل طیفی ایجاد کرد [۲۱]. دو و همکاران از داده‌های ماهواره‌ای RapidEye برای استخراج شرایط رشد محصول استفاده کرد و سه روش طبقه‌بندی (طبقه‌بندی‌کننده حداکثر احتمال (MLC)، ماشین بردار پشتیبان (SVM) و جنگل تصادفی (RF)) را برای پیش‌بینی زنگ نوار گندم در دوره پر شدن ترکیب کرد. نتایج نشان داد که هر سه روش به دقت بالایی دست یافتند [۲۲]. تحقیقات موجود بر روی پیش‌بینی بیماری‌های گیاهی مبتنی بر سنجش از دور، عمدتاً مدل‌های پیش‌بینی بیماری را با استخراج ویژگی‌های سنجش از راه دور در یک دوره واحد و پیش‌بینی وقوع بیماری در مقیاس‌های منطقه‌ای برای بهبود دقت پیش‌بینی فضایی ایجاد کرد. از آنجایی که زنگ نوار گندم تقریباً در کل دوره رشد گندم رخ می‌دهد، یک روش پیش‌بینی چند زمانی برای هدایت اقدامات پیشگیری و کنترل بیماری در کل دوره رشد ضروری است. چندین محقق از تصاویر سنجش از دور سری زمانی برای توسعه روش‌های پیش‌بینی بیماری‌های محصولات کشاورزی استفاده کرده‌اند. پریزانت و همکاران از داده‌های طیف‌سنج تصویربرداری با وضوح متوسط سری زمانی (MODIS) در طول فصل رشد گندم استفاده کرد و آن را با شبکه‌های حافظه کوتاه‌مدت کانولوشنی و بلندمدت ترکیب کرد، چارچوبی برای پیش‌بینی زنگ ارائه کرد و در مقایسه با استفاده از Triangular به نتیجه خوبی رسید. شاخص گیاهی ((NDVI, TVI, جذب کلروفیل در شاخص بازتاب (CARI)، و سایر شاخص‌های سنتی پوشش گیاهی؛ دونگ و همکاران از داده‌های سنجش از دور چند منبعی (تصاویر MODIS, Landsat-8 و Sentinel-2) برای استخراج شاخص بازتاب پیری گیاه (PSRI)، شاخص تنش گیاهی لبه قرمز (RVSI) و دمای سطح زمین (LST) استفاده کرد و مدل پیش‌بینی چند دوره‌ای بر اساس SVM، به منظور پیش‌بینی شدت زنگ نواریدر چین. آسیب ناشی از زنگ نوار گندم و خصوصیات مورفولوژیکی و فیزیولوژیکی مرتبط با آن در طول زمان با توسعه بیماری تغییر می‌کند [۲-۴]. در اوایل دوره آلودگی، لکه‌های کلروتیک روی سطح برگ ایجاد می‌شود و به دنبال آن اوردنیا زرد رنگ می‌شود و تعداد زیادی اوردنیا نوار را تشکیل می‌دهد. در دوره آلودگی بعدی، به دلیل تخریب ساختمان سلولی و کمبود مواد غذایی و آب، گندم آلوده پژمرده شده و رگه‌های نکروزه زیادی ایجاد می‌کند. این علائم تنها پس از دوره مفصلی ظاهر می‌شوند زیرا بیماری بدتر می‌شود [۳،۴]. تغییرات رنگدانه، زیست توده، رطوبت و سایر ویژگی‌های گندم ناشی از بیماری‌ها می‌تواند بر بازتاب چند باندهای آن تأثیر بگذارد. شاخص‌های پوشش گیاهی (VIs) به دست آمده از ترکیب باندهای طیفی اغلب برای توصیف این تغییرات استفاده می‌شود. سالاروکس و همکاران با استفاده از NDVI، که با تفاوت نرمال شده بین نوار مادون قرمز نزدیک و قرمز ایجاد شد، زیست توده شکوفه جلبکی را در مزرعه با موفقیت مشخص کرد. فنشولت و همکاران شاخص تنش آب مادون قرمز موج کوتاه (SIWSI) را ایجاد کرد که از نوارهای مادون قرمز نزدیک و موج کوتاه بر اساس داده‌های MODIS استفاده می‌کند و تنش آبی تاج پوشش گیاهی را با موفقیت در یک محیط نیمه خشک ساحلی تخمین زد [۲۹]. SIWSI به طور گسترده‌ای برای توصیف تغییرات محتوای آب، مانند تشخیص

تغییرات در رطوبت سطح زمین و وضعیت رطوبت پوشش گیاهی در نیمه خشک ساحل استفاده شده است. مرزلیاک و همکاران از نوار لبه قرمز و نوار نور مرئی برای ایجاد شاخص بازتاب پیری گیاه (PSRI) بر اساس اسپکتروفتومتر استفاده کرد. ثابت شد که PSRI نسبت به تغییرات رنگدانه میوه در گلخانه‌ها و محیط طبیعی حساس است. ترکیب تصاویر سنجش از دور سری زمانی و زراعت می‌تواند اطلاعات دقیقی در مورد وقوع و توسعه بیماری‌ها ارائه دهد. به طور خاص، دوره پر شدن یک دوره مهم رشد گندم است که بر عملکرد گندم تأثیر می‌گذارد. آلودگی در این دوره باعث کاهش قابل توجه عملکرد و کیفیت گندم می‌شود [۴]. با این حال، اکثر روش‌های پیش‌بینی از راه دور موجود برای زنگ زرد گندم به ویژگی‌های یک دوره برای پیش‌بینی وقوع بیماری بستگی دارد [۲۰-۲۲]، و مطالعات کمی تفاوت این ویژگی‌ها را در دوره‌های مختلف در نظر گرفته‌اند. در این مطالعه از تصاویر سنجش از دور سری زمانی برای ایجاد یک مدل پیش‌بینی و پیش‌بینی وقوع زنگ نوار گندم در دوره پر شدن استفاده کردیم. در این مطالعه از تصاویر سری زمانی Sentinel-2 استفاده شد. اهداف این مطالعه (۱) استخراج ترکیبات VI بهینه در دوره‌های زمانی مختلف، برای استفاده برای پیش‌بینی زنگ نوار گندم در طول دوره پر شدن، و (۲) برای ارزیابی عملکرد مدل پیش‌بینی زنگ نوار گندم، بر اساس در روش SVM می‌باشد.

## ۲- مواد و روش‌ها

### ۲-۱- منطقه مورد مطالعه

محل مطالعه در شهرستان نینگ یانگ، شهر هانژونگ، استان شانشی، چین (۳۲°۰۶′۰۰″N-۱۰۸°۰۰′۰۰″E) واقع شده است (شکل ۱). این شهرستان در گوشه جنوب غربی استان شانشی واقع شده است. این مرز بین مناطق تابستانی و زمستان گذران پاتوژن زنگ نوار گندم چینی است. میانگین سالانه دما و بارندگی شهرستان به ترتیب ۱۳ درجه سانتی‌گراد و ۱۸۱۲/۲ میلی‌متر است. شرایط محیطی با درجه حرارت پایین و رطوبت بالا باعث افزایش بروز زنگ نوار گندم در این منطقه می‌شود. زنگ راه بیماری عمده گندم در شهرستان است و در سال ۲۰۱۸ به شدت محصولات محلی را تحت تأثیر قرار داده است. گندم این شهرستان معمولاً در اوایل مهر کاشته می‌شود و در اوایل اسفند ماه بعد وارد دوره سبز شدن مجدد می‌شود که در آن دوره اوج زنگ نوار است. شروع به رخ دادن می‌کند. در اواسط اردیبهشت، گندم وارد دوره پر شدن می‌شود که دوره جدی آسیب زنگ راه است و در اواسط خرداد برداشت می‌شود.

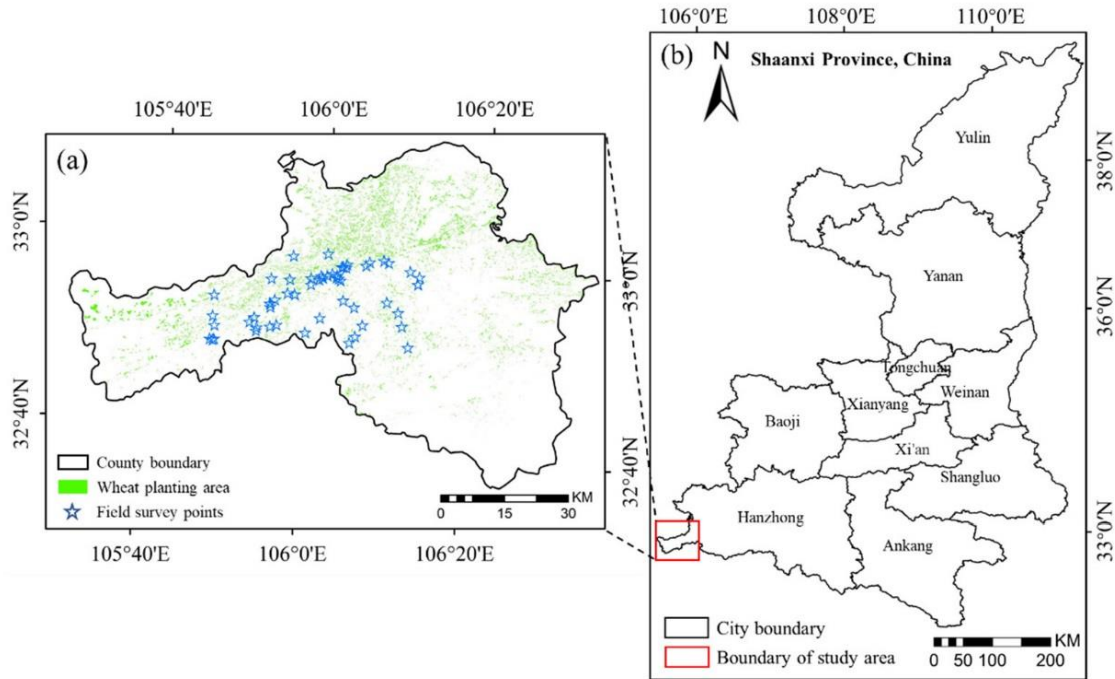
### ۲-۲- روش دریافت داده‌ها و پیش پردازش

در طی پردازش و ارزیابی تصاویر ماهواره‌ای سنتینل-۲ پلات ۱۰×۱۰ متری در گستره فضایی ۲۰×۲۰ متر انتخاب شد، جایی که بیماری نسبتاً یکنواخت بود تا با نمودارها و پیکسل‌های تصویر ماهواره‌ای مطابقت داشته

باشد. سپس در هر کرت پنج کوادرات ۱ متر × ۱ متر و در هر کوادرات ۱۰ برگ به طور تصادفی انتخاب شدند. شدت زنگ نواری روی برگ‌ها به ۹ دسته (۰، ۱، ۵، ۱۰، ۲۰، ۴۰، ۶۰، ۸۰ و ۱۰۰ درصد) تقسیم شد. سطح شدت با توجه به درصد سطح لکه آلوده در سطح کل برگ ارزیابی شد. سپس مقادیر شاخص بیماری (DI) کوادرات‌ها با استفاده از رابطه زیر محاسبه شد:

$$DI = F \times D \times 100, D = \sum (i \times li) / L, F = LI$$

که در آن  $F$  میزان بروز کوادرات‌ها است و نشان‌دهنده درصد تعداد برگ‌های آلوده در تعداد کل برگ‌های مورد بررسی است،  $D$  میانگین شدت کوادرات‌ها،  $i$  سطح شدت،  $li$  تعداد کل برگ‌های مرتبط با هر کدام است. سطح شدت،  $L$  تعداد کل برگ‌های مورد بررسی و  $l$  تعداد برگ‌های آلوده است.



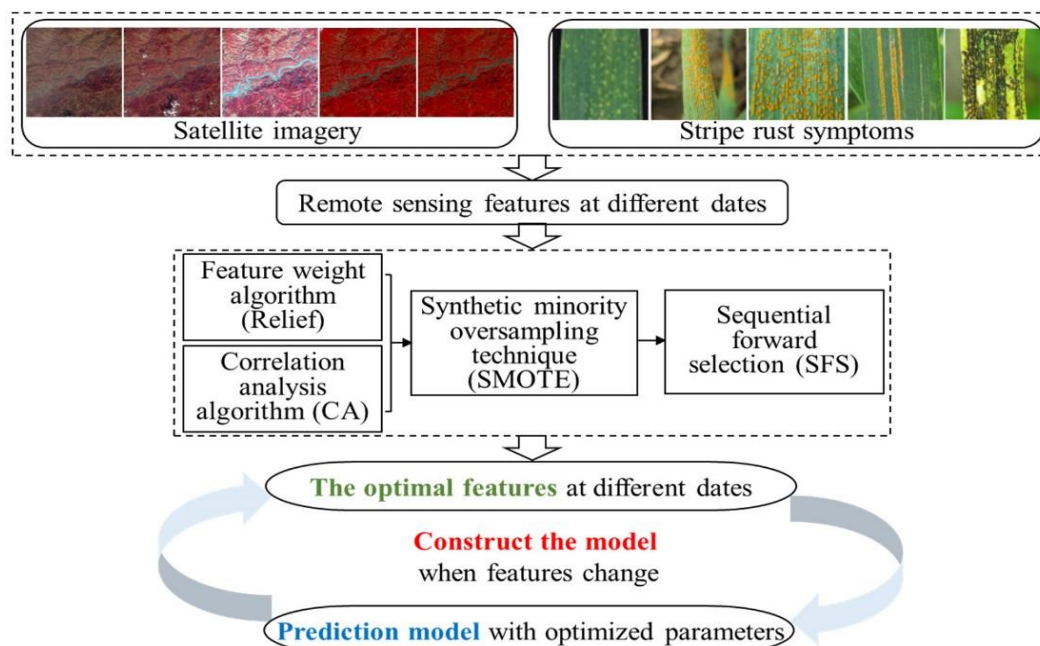
شکل (۱): (الف) موقعیت جغرافیایی و توزیع فضایی منطقه کشت گندم با نقاط بررسی مزرعه‌ای جمع‌آوری شده. (الف) توزیع مناطق کشت گندم و نقاط بررسی مزرعه‌ای در منطقه مورد مطالعه، (ب) موقعیت منطقه مورد مطالعه در استان شانسی

Fig. (1):

میانگین مقدار DI پنج کوادرات نشان‌دهنده درجه وقوع بیماری در نمودار مربوطه است. درجه وقوع بیماری منعکس‌کننده وقوع کلی زنگ نوار در قطعه است. محاسبات سطح شدت، DI و درجه وقوع بیماری برای زنگ نوار گندم بر اساس قوانین نظارت و پیش‌بینی زنگ نوار گندم (۱۵۷۹۵GB/T-۲۰۱۱) [20] بود. درجه وقوع بیماری در نمودار به دو کلاس برای ساخت مدل پیش‌بینی گروه‌بندی شد. طبقات شامل سالم (درجه وقوع بیماری  $\geq 5$ ) و بیمار (درجه وقوع بیماری  $< 5$ ) بودند و به ترتیب با مقادیر ۱ و ۲ نشان داده شدند. تصاویر ماهواره‌ای Sentinel-2 در پنج تاریخ زیر: ۱۳ مارس (دوره سبز شدن مجدد)، ۲۸ مارس از آژانس فضایی اروپا (<https://scihub.copernicus.eu>) قابل دسترسی در ۱۵ اکتبر ۲۰۲۱ دانلود شد. ۰۲ آوریل (دوره پیوست)، ۲۲ آوریل (دوره عنوان)، و ۲۷ آوریل (دوره گلدهی) ۲۰۱۸. تصاویر سنجش از راه دور برای اصلاحات جوی با استفاده از ماژول Sen2cor پیش پردازش شدند و با استفاده از ابزار نمونه‌گیری مجدد تا ۱۰ متر نمونه‌برداری شدند. در نرم‌افزار SNAP، توزیع مکانی گندم در منطقه مورد مطالعه با استفاده از روش درخت تصمیم و روش‌های اطلاعات فنولوژیکی چندزمانی استخراج شد. از ۵۸ پلات در مزرعه برای بررسی صحت سطح گندم استخراج شده استفاده شد و ۵۵ قطعه به درستی استخراج و صحت اعتبار سنجی کلی ۹۵ درصد به دست آمد.

### ۳-۲- پیش‌بینی بیماری زنگ نوار گندم با استفاده از تصاویر سنجش از دور سری زمانی

ابتدا، تصاویر ماهواره‌ای سری زمانی برای استخراج ویژگی‌های سنجش از دور به عنوان ویژگی‌های کاندید استفاده شد. ترکیب ویژگی بهینه در هر دوره زمانی با استفاده از انتخاب ویژگی تعیین شد. سپس مدل پیش‌بینی زنگ نوار با استفاده از روش SVM ایجاد شد. وقوع زنگ نوار با تغییر ترکیبات بهینه ویژگی و پارامترهای مدل پیش‌بینی شد. شکل ۲ نمودار جریانی از پیش‌بینی زنگ نوار گندم را با استفاده از تصاویر سری زمانی Sentinel-2 نشان می‌دهد.



شکل (۲): فلوجارت فرآیند استقرار مدل پیش‌بینی زنگ نوار گندم با استفاده از تصاویر سری زمانی Sentinel-2

Fig. (1):

### ۱-۳-۲- انتخاب ترکیبات شاخص گیاهی بهینه

گام اولیه در ساخت مدل پیش‌بینی زنگ نوار گندم استخراج ترکیبات VI بهینه مشخص‌کننده وقوع و توسعه بیماری در دوره‌های زمانی مختلف بود. قبل از استخراج ویژگی، اثرات زنگ نوار بر گندم در شرایط مختلف رشد مورد ارزیابی قرار گرفت. در مجموع ۱۶ شاخص گیاهی برای دسته بندی تغییرات در رنگدانه، زیست توده، آب و سایر شرایط رشد گندم تحت تنش زنگ راه راه به عنوان ویژگی‌های کاندید انتخاب شدند (جدول ۱). شباهت VIS، همبستگی بین VIS و زنگ نوار، و تفاوت در اثرات زنگ راه راه با شرایط رشد بر دقت مدل‌های پیش‌بینی تأثیر می‌گذارد. برای غلبه بر این اثرات و بهبود دقت، استخراج ویژگی با استفاده از ویژگی‌های کاندید برای تعیین ترکیب‌های VI بهینه در دوره‌های زمانی مختلف انجام شد. ابتدا برای اندازه گیری ضرایب همبستگی VIS از تحلیل همبستگی استفاده شد. ضرایب وزنی VIS و وقوع زنگ نوار در هر دوره زمانی با استفاده از الگوریتم امداد محاسبه شد. الگوریتم امداد یک الگوریتم وزن ویژگی است که با محاسبه همبستگی بین ویژگی‌ها و دسته‌ها ضرایب وزن متفاوتی را به ویژگی‌ها می‌دهد. ضریب وزن بالا نشان می‌دهد که این ویژگی توانایی قوی

در تشخیص دسته‌های مختلف دارد. برای به حداقل رساندن شباهت بین VIS، VIS با بالاترین ضریب وزنی به عنوان معیار استفاده شد، و VISهای دیگر با ضریب همبستگی بیشتر از ۰,۹ حذف شدند.

تمام VIها به یک روش پردازش شدند. سپس، SVM مبتنی بر انتخاب رو به جلو (SFS) برای به دست آوردن ترکیبات VI بهینه استفاده شد. SFS یک روش جستجوی پایین به بالا است که یک ویژگی را انتخاب می‌کند، یک زیرمجموعه ویژگی را در یک زمان معین اضافه می‌کند و یک SVM را برای محاسبه دقت طبقه‌بندی ترکیب‌های مختلف ویژگی‌ها وارد می‌کند. زیر مجموعه ویژگی با بالاترین دقت ترکیب بهینه است. پس از حذف شباهت‌ها از VIS، آنها به ترتیب نزولی ضرایب وزنی به عنوان ورودی SVM اضافه شدند. نمونه‌های پیمایش برای آموزش SVM و آزمایش دقت ترکیب‌های VI مختلف در استخراج ترکیب‌های VI بهینه دوره‌های زمانی مختلف استفاده شد. با توجه به عدم تعادل بین دسته‌های نمونه سالم و بیمار، الگوریتم روش نمونه‌گیری اقلیت مصنوعی (SMOTE) برای متعادل کردن دسته‌های نمونه و جلوگیری از اضافه برآزش در طول SFS استفاده شد. SMOTE یک روش نمونه‌برداری بیش از حد است که عدم تعادل بین دسته‌ها را با سنتز مصنوعی نمونه‌های اقلیت جدید کاهش می‌دهد. ۵۸ نمونه با استفاده از نسبت ۷:۳ به مجموعه‌های آموزشی و اعتبارسنجی تقسیم شدند. نمونه‌های آموزشی شامل ۱۵ نمونه سالم و ۲۴ نمونه گندم آلوده به زنگ‌زدگی بودند و نمونه‌های آموزشی با استفاده از الگوریتم SMOTE متعادل شدند. ترکیبات VI با بالاترین دقت در هر دوره زمانی به عنوان مجموعه ویژگی سنجش از راه دور بهینه برای آن دوره در نظر گرفته شد.

جدول (۱): شاخص‌های پوشش گیاهی مورد استفاده برای پیش‌بینی زنگ‌نوار. این شاخص‌های پوشش گیاهی به عنوان ویژگی‌های کاندید مورد استفاده قرار گرفتند

**Table (1): Vegetation indicators used to predict the rust of the band. These vegetation indices were used as candidate features**

Renormalized difference Vegetation index, RDVI [53]	$(R_{NIR} - R_R) / \sqrt{(R_{NIR} + R_R)}$	Vegetation coverage
Structural independent Pigment index, SIPI [54]	$(R_{NIR} - R_B) / (R_{NIR} + R_B)$	Pigment content
Difference vegetation index, DVI [55]	$(R_{NIR} - R_R)$	Vegetation coverage
Optimized soil-adjusted Vegetation index, OSAVI [56]	$(R_{NIR} - R_R) / (R_{NIR} + R_R + 0.16)$	Minimize brightness-related soil effects
Plant senescence reflectance Index, PSRI2 [31]	$(R_R - R_G) / R_{Re2}$	Pigment content, vegetation health
Red-edge disease stress Index, REDSI [20]	$((705 - 665)(R_{Re3} - R_R) - (783 - 665)(R_{Re1} - R_R)) / (2R_R)$	Sensitive to stripe rust
Triangular vegetation index, TVI [57]	$0.5[120(R_{NIR} - R_G) - 200(R_R - R_G)]$	Vegetation status
Shortwave infrared water Stress index, SIWSI [29]	$(R_{NIR} - R_{SWIR}) / (R_{NIR} + R_{SWIR})$	Water status
Disease water stress index, DSWI [58]	$(R_{NIR} + R_G) / (R_{SWIR} + R_R)$	Water status



### ۲-۳-۲- استقرار و تست عملکرد نوار گندم

مدل پیش‌بینی زنگ پس از آن، روش SVM برای ایجاد یک مدل پیش‌بینی زنگ نوار گندم استفاده شد. پیش‌بینی زنگ نوار با وارد کردن ترکیب‌های بهینه VI و پارامترهای مدل انجام شد. وقوع زنگ نوار در هر پیکسل پیش‌بینی شد و نقشه‌های وقوع زنگ نوار در هر دوره زمانی توسط مدل پیش‌بینی خروجی شد. در روش SVM، ایده اصلی تعیین یک مرز تصمیم بهینه و حداکثر کردن فاصله بین دو نوع نمونه تا حد امکان بود. تابع پایه شعاعی (RBF) به عنوان تابع هسته طبقه بندی SVM استفاده شد که عملکرد برتر را در مورد جدایی ناپذیری آنلاین نشان می‌دهد [۶۳]. روش SVM شامل دو پارامتر مهم، یعنی محدودیت هزینه (C) و گاما ( $\gamma$ ) بود. C تحمل خطا است.  $\gamma$  پارامتری از تابع RBF است. به طور ضمنی توزیع داده‌ها را پس از نگاهت به فضای ویژگی جدید تعیین می‌کند. گامای بالاتر نشان‌دهنده بردارهای پشتیبانی کمتر است. تعداد بردارهای پشتیبانی بر سرعت تمرین و پیش‌بینی تأثیر می‌گذارد.

نمونه‌های بررسی میدانی متعادل با الگوریتم SMOTE و روش جستجوی شبکه ای (GS) برای بهینه‌سازی C و  $\gamma$  و آموزش مدل در هر دوره استفاده شد. روش اعتبارسنجی متقاطع ۱۰ برابری برای تعیین عملکرد مدل در پیش‌بینی وقوع زنگ نوار استفاده شد. این روش ۵۸ نمونه را به ۱۰ برابر تقسیم کرد. یکی از آنها به عنوان مجموعه اعتبارسنجی، و تاهای باقی‌مانده برای آموزش مدل انتخاب شد. ۱۰ تکرار انجام شد به طوری که هر فولد به عنوان مجموعه اعتبارسنجی و بقیه به عنوان مجموعه آموزشی استفاده شد. در نهایت، میانگین دقت به عنوان دقت نهایی محاسبه شد. دقت کلی (OA)، دقت تولیدکننده (PA)، دقت کاربر (UA) و ضریب کاپا مدل پیش‌بینی در هر دوره برای ارزیابی عملکرد مدل پیش‌بینی (جدول ۲) استفاده شد.

OA می‌تواند مستقیماً نسبت طبقه‌بندی‌های صحیح را منعکس کند. OA بالا نشان می‌دهد که مدل اثر طبقه‌بندی کلی خوبی دارد. ضریب کاپا معیاری است که برای اندازه‌گیری توافق بین نتایج پیش‌بینی شده و نتایج واقعی استفاده می‌شود. ضریب کاپا بالا نشان می‌دهد که مدل دارای ثبات قوی است. PA و UA دقت دسته‌های فردی را نشان می‌دهد. روش SVM با k نزدیک‌ترین همسایه (KNN) و روش شبکه عصبی پس انتشار (BPNN) مقایسه شد. روش KNN یک روش رای اکثریت بر اساس نزدیک‌ترین نمونه آموزشی k در فضای ویژگی نبود.

عملکرد KNN تحت تأثیر پارامتر  $k$  قرار دارد. روش GS برای بهینه سازی  $k$  در هر دوره زمانی استفاده شد. روش BPNN برای به حداقل رساندن خطای کل (یا خطای متوسط) بین خروجی واقعی و خروجی مطلوب، از طریق بهینه سازی وزن شبکه عصبی طراحی شده است. شبکه از لایه ورودی، لایه خروجی و لایه پنهان تشکیل شده بود. عملکرد BPNN تحت تأثیر تعداد لایه‌ها قرار می‌گیرد که با بعد ویژگی‌های ورودی و دسته‌بندی خروجی تعیین می‌شود [۶۹]. مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر SVM، KNN- و BPNN با استفاده از نرم افزار MATLAB 2018 a توسعه داده شدند. در میان آنها، روش SVM و بهینه سازی پارامتر C و  $\gamma$  توسط LibSVM Toolbox محقق شد. KNN توسط Statistics and Machine Learning Toolbox و BPNN توسط Deep Learning Toolbox محقق شد. تأثیرات VIs و پارامترها بر عملکرد مدل پیش‌بینی در نظر گرفته شد. شباهت بین VIs همبستگی بین VIs و وقوع زنگ نوار است و تفاوت در VIs در دوره‌های زمانی مختلف به دلیل زنگ نوار در نظر گرفته شد. سپس ترکیبات VI بهینه در دوره‌های زمانی مختلف به عنوان ورودی مدل استخراج شد. ما همچنین پارامترهای مدل را در دوره‌های زمانی مختلف با روش GS بهینه کردیم. در نهایت، مدل پیش‌بینی زنگ نوار با ترکیبات VI و پارامترهای مدل محقق شد و در طول زمان تغییر کرد.

### ۳- نتایج

۳.۱. استخراج ویژگی زنگ نوار سنجش از راه دور سری زمانی اولین مرحله ساخت مدل پیش‌بینی استخراج ترکیب‌های بهینه VI بود که دوره‌های زمانی مختلف را نشان می‌داد. ویژگی‌های کاندید شامل ۱۶ VIs است که می‌تواند تغییرات در شرایط رشد گندم را تحت تنش زنگ نوار مشخص کند (جدول ۱). اول، همبستگی بین VIs در پنج تاریخ با استفاده از تجزیه و تحلیل همبستگی تجزیه و تحلیل شد. نتایج در شکل ۳ نشان داده شده است. نتایج نشان داد که NDVI و سبز تفاوت در شاخص پوشش گیاهی (GNDVI) را نرمال می‌کنند، شاخص نسبت ساده (MSR) را اصلاح می‌کنند، شاخص گیاهی تعدیل شده با خاک (OSAVI) را بهینه می‌کنند، و ساده شاخص نسبت (SR) همبستگی مثبت بالایی را در پنج تاریخ نشان داد.

DSWI و SIWSI در پنج تاریخ همبستگی مثبت بالایی داشتند و نسبت قرمز و سبز (RGB) و PSRIre2 همبستگی مثبت بالایی در پنج تاریخ داشتند. نتایج کلی حاکی از همبستگی بالایی بین ویژگی‌های نامزد بود. الگوریتم امداد برای محاسبه ضرایب وزن بین VIs و وقوع زنگ نوار گندم در پنج تاریخ مورد مطالعه استفاده شد تا شباهت بین VIs به حداقل برسد. نتایج در شکل ۴ نشان داده شده است که نشان می‌دهد NDVI، RGB، PSRIre2 دارای ضرایب وزنی بالاتری نسبت به سایر VIs در پنج تاریخ مورد مطالعه بودند. ضرایب وزنی PSRIre2، RGB و REDSI در طول زمان افزایش یافت. NDVI بالاترین ضرایب وزنی را در ۱۳ و ۲۸ مارس داشت. PSRIre2 بیشترین ضرایب وزنی را در ۲ آوریل، ۲۲ آوریل و ۲۷ آوریل داشت و شاخص پوشش گیاهی

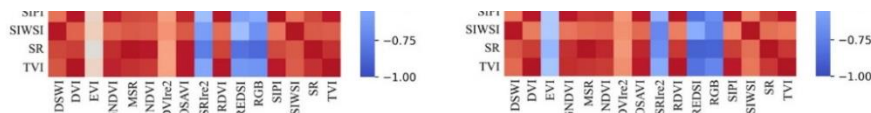
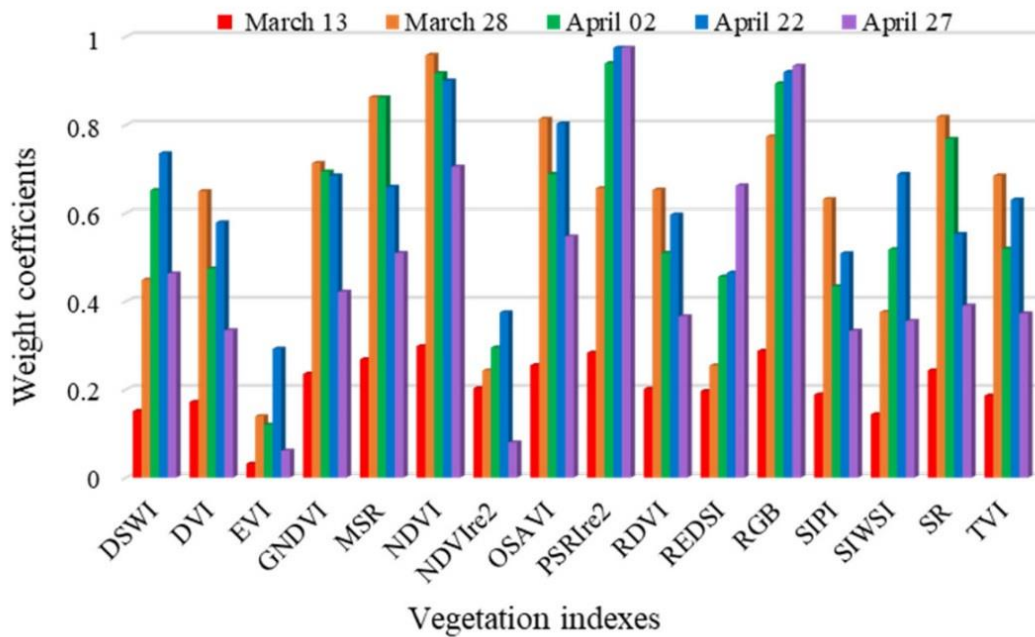
افزایش یافته (EVI) کمترین ضرایب وزنی را در پنج تاریخ مورد مطالعه داشت. اگر ضریب همبستگی بین دو VI بیشتر از ۰,۹ بود، VI‌هایی که وزن کمتری داشتند کنار گذاشته می‌شدند. VI‌های انتخاب شده در جدول ۳ نشان داده شده‌اند. جدول ۳ نشان می‌دهد که VI‌های انتخاب شده در ۱۳ مارس و ۲۸ مارس یکسان بوده‌اند و همان VI‌ها در ۲ آوریل، ۲۲ آوریل و ۲۷ آوریل انتخاب شده‌اند. با این حال، ضرایب وزنی VI‌ها بین پنج تاریخ مورد مطالعه متفاوت بود.

جدول (۳): ترکیبات شاخص گیاهی پس از حذف شباهت در پنج تاریخ. هر ردیف نشان‌دهنده ترکیبات شاخص گیاهی پس از حذف شباهت در تاریخ مربوطه است

**Table (3): Compositions of plant index after removal of similarity in five dates. Each row represents the composition of the plant index after removal of similarity on the corresponding date**

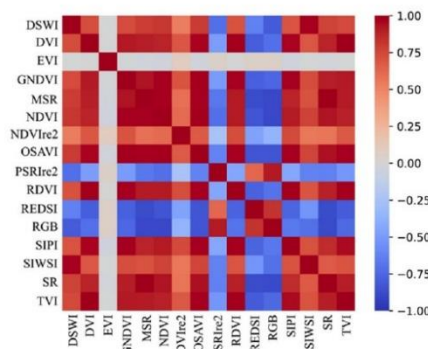
Date	Vegetation Indices Combination
March 13	NDVI, RGB, NDVIre2, RDVI, REDSI, DSWI, EVI
March 28	NDVI, RGB, NDVIre2, RDVI, REDSI, DSWI, EVI
April 02	PSRIre2, NDVI, NDVIre2, TVI, REDSI, DSWI, EVI
April 22	PSRIre2, NDVI, NDVIre2, TVI, REDSI, DSWI, EVI
April 27	PSRIre2, NDVI, NDVIre2, TVI, REDSI, DSWI, EVI

در نهایت، دقت ترکیب‌های VI مختلف با استفاده از SFS برای استخراج ترکیب‌های VI بهینه از پنج تاریخ مورد مطالعه محاسبه شد. نمونه‌های آموزشی با استفاده از الگوریتم SMOTE متعادل شدند. نتایج به دست آمده قبل و بعد از الگوریتم SMOTE در جدول ۴ فهرست شده‌اند. نسبت نمونه‌های سالم در مجموعه تمرینی متعادل به ۲۴ افزایش یافت، و نمونه‌های سالم و آلوده به زنگ نوار هر کدام ۵۰,۰٪ را به خود اختصاص دادند. متعادل کردن توزیع دسته‌های نمونه سپس، نمونه‌های آموزشی جدید به SVM مبتنی بر SFS اعمال شد. نتایج در شکل ۵ نشان می‌دهد که بیشترین دقت در ۱۳ مارس و ۲۸ مارس با ترکیب NDVI, RGB, NDVIre2, RDVI, REDSI و DSWI به دست آمده است. در ۲ آوریل، بالاترین دقت با ترکیب PSRIre2, NDVI, DSWI, TVI, REDSI و NDVIre2 به دست آمد. در ۲۲ آوریل، ترکیبی که به بالاترین دقت دست یافت، شامل PSRIre2, PSRIre2, NDVI, DSWI, TVI, REDSI و NDVIre2 بود. در ۲۷ آوریل، بالاترین دقت با ترکیب NDVI, PSRIre2, و REDSI به دست آمد (جدول ۵).



(c) April 02

(d) April 22

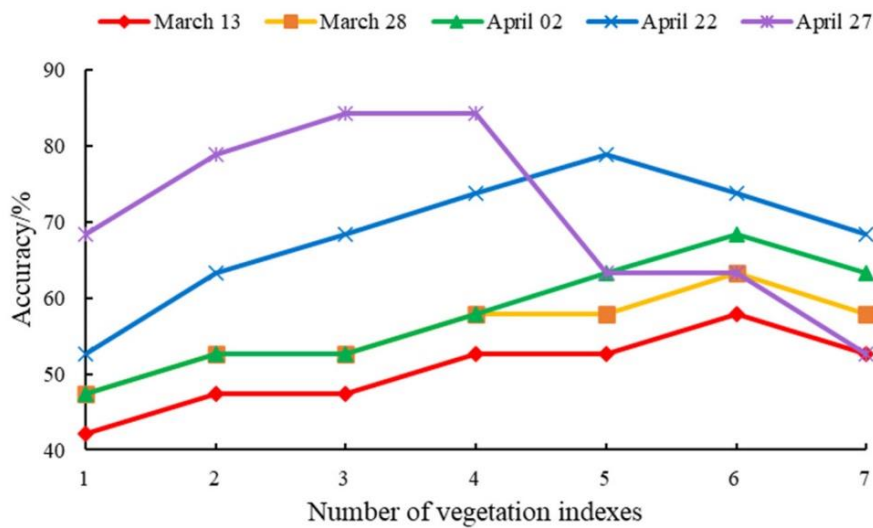


(e) April 27

شکل (۳) همبستگی بین شاخص های پوشش گیاهی در (الف) ۱۳ مارس. (ب) ۲۸ مارس؛ (ج) ۰۲ آوریل؛ (د) ۲۲ آوریل؛ و  
**Figure (3): Correlation between vegetation indices on (a) March 13; (b) March 28; (c) April 2; (d) April 22; An**

(۵) ۲۷ آوریل، محاسبه شده توسط تجزیه و تحلیل همبستگی. قرمز نشان‌دهنده همبستگی مثبت بین دو شاخص پوشش گیاهی مربوطه است، در حالی که آبی نشان‌دهنده همبستگی منفی است. هر چه رنگ تیره‌تر باشد، به رابطه مرتبط‌تر است.

Type	Original Training Samples		Balanced Training Samples after Using SMOTE	
	Number	Ratio	Number	Ratio
Healthy	15	38.5%	24	50.0%
Diseased	24	61.5%	24	50.0%
Sum	39	100%	48	100%



شکل (۴): ضرایب وزنی شاخص‌های پوشش گیاهی و زنگ نوار در پنج تاریخ، توسط الگوریتم امداد محاسبه شده است. ضریب وزنی بالا نشان‌دهنده همبستگی قوی بین شاخص‌های پوشش گیاهی و زنگ است

**Figure (4): The weighting coefficients of the vegetation and rust indicators on five dates were calculated by the aid algorithm**

جدول (۴): توزیع نمونه‌های آموزشی اصلی و نمونه‌های آموزشی متعادل محاسبه‌شده توسط الگوریتم روش نمونه‌گیری اقلیت مصنوعی (SMOTE). نمونه‌های آموزشی از ۵۸ نمونه پیمایش با استفاده از نسبت ۷:۳ به دست آمد

جدول (۵): پارامترهای مدل ماشین بردار پشتیبان ((SVM، k-نزدیک ترین همسایه (KNN) و شبکه عصبی پس انتشار (BPNN) در (الف) ۱۳ مارس. (ب) ۲۸ مارس؛ (ج) ۰۲ آوریل؛ (د) ۲۲ آوریل؛ و (ه) ۲۷ آوریل

Model	Date	Parameter		
		C	$\gamma$	
SVM	March 13	90.5097	0.0221	
	March 28	90.5097	0.3535	
	April 02	2.8248	0.0441	
	April 22	45.2548	0.011	
	April 27	1.0	0.0625	
Model	Date	Parameter		
		k		
KNN	March 13	5		
	March 28	5		
	April 02	5		
	April 22	3		
	April 27	3		
Model	Date	The number of layers		
		Input	Hidden	Output
BPNN	March 13	6	7	2
	March 28	6	7	2
	April 02	6	7	2
	April 22	5	6	2
	April 27	3	4	2

۳،۲. ایجاد و تأیید مدل پیش‌بینی زنگ نوار گندم پس از استخراج ترکیب‌های بهینه VI از پنج مرحله، از روش SVM برای ایجاد مدل پیش‌بینی زنگ نوار گندم استفاده شد. پارامترهای مدل‌های پیش‌بینی در جدول ۶ نشان داده شده است. شکل ۶ نتایج پیش‌بینی توزیع فضایی زنگ را نشان می‌دهد: در ۱۳ مارس، زنگ عمدتاً در قسمت شمالی منطقه مورد مطالعه رخ داده است. در ۲۸ مارس، ۰۲ آوریل و ۲۲ آوریل، بیماری در بخش‌های غربی یا شرقی منطقه مورد مطالعه رخ نداد. در ۲۷ آوریل، زنگ راه راه در بخش‌های غربی، شرقی و شمالی منطقه مورد مطالعه رخ نداد. جدول ۷ ماتریس سردرگمی نتایج پیش‌بینی را در پنج تاریخ مورد مطالعه نشان



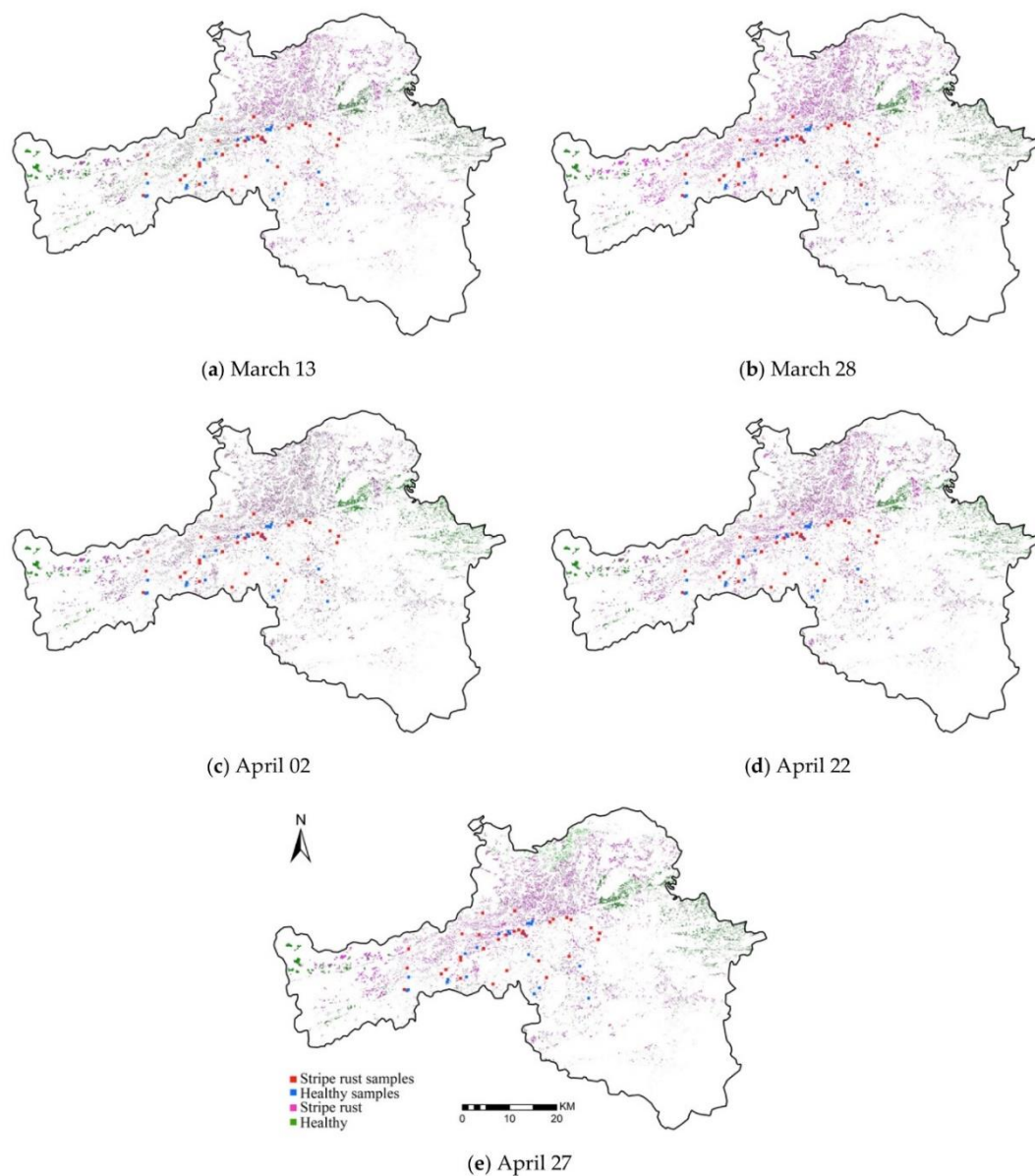
جدول (۶): اعتبارسنجی مدل پیش بینی در (الف) ۱۳ مارس. (ب) ۲۸ مارس؛ (ج) ۰۲ آوریل؛ (د) ۲۲ آوریل؛ و (ه) ۲۷ آوریل، بر اساس روش ماشین بردار پشتیبان (SVM، k-نزدیک ترین همسایه (KNN)، و شبکه عصبی پس انتشار (BPNN))، با استفاده از ترکیبات شاخص پوشش گیاهی بهینه

Date	Method		Healthy	Infected	Sum	UA	OA	Kappa
March 13	SVM	Healthy	13	11	24	54.2%	65.5%	0.280
		Infected	9	25	34	73.5%		
		Sum	22	36	58			
		PA	59.1%	69.4%				
	BPNN	Healthy	12	12	24	50.0%	62.1%	0.208
		Infected	10	24	34	70.1%		
		Sum	22	36	58			
		PA	54.5%	66.7%				
	KNN	Healthy	11	13	24	45.8%	58.6%	0.136
		Infected	11	23	34	67.6%		
		Sum	22	36	58			
		PA	50.0%	63.9%				
March 28	SVM	Healthy	14	10	24	58.3%	69.0%	0.352
		Infected	8	26	34	76.5%		
		Sum	22	36	58			
		PA	63.6%	72.2%				
	BPNN	Healthy	13	11	24	54.2%	65.5%	0.280
		Infected	9	25	34	73.5%		
		Sum	22	36	58			
		PA	59.1%	69.4%				
	KNN	Healthy	12	12	24	50.0%	62.1%	0.208
		Infected	10	24	34	70.1%		
		Sum	22	36	58			
		PA	54.5%	66.7%				
April 02	SVM	Healthy	15	8	23	65.2%	74.1%	0.456
		Infected	7	28	35	80.0%		
		Sum	22	36	58			
		PA	68.2%	77.8%				
	BPNN	Healthy	14	9	23	60.9%	70.7%	0.382
		Infected	8	27	35	77.1%		
		Sum	22	36	58			
		PA	63.6%	75.0%				
	KNN	Healthy	13	11	24	54.2%	65.5%	0.280
		Infected	9	25	34	73.5%		
		Sum	22	36	58			
		PA	59.1%	69.4%				

	Healthy	Infected	Sum	UA	OA	Kappa
KNN	13	11	24	54.2%	65.5%	0.280
	9	25	34	73.5%		
	22	36	58			
	59.1%	69.4%				







۸,۶٪ و ۸,۶٪ بیشتر از روش KNN بود. ، به ترتیب. همچنین میزان UA و PA گندم سالم و آلوده بر اساس روش SVM در پنج تاریخ مورد مطالعه بیشتر از روش BPNN و KNN بود.

این نتایج نشان می‌دهد که مدل پیش‌بینی مبتنی بر SVM، عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های پیش‌بینی براساس روش‌های KNN و BPNN ارائه می‌دهد.

شکل ۴. پیش‌بینی و نقشه‌برداری زنگ نوار گندم در شهرستان نینگ کیانگ در (الف) ۱۳ مارس. (ب) ۲۸ مارس؛ (ج) ۰۲ آوریل؛ (د) ۲۲ آوریل؛ و (ه) ۲۷ آوریل، بر اساس روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) با استفاده از ترکیبات شاخص پوشش گیاهی بهینه. رنگ قرمز نشان‌دهنده نمونه‌های زنگ نوار، رنگ آبی نشان‌دهنده نمونه‌های گندم سالم، رنگ صورتی نشان‌دهنده گندم زنگ‌زده نوار و رنگ سبز نشان‌دهنده گندم سالم است.

شکل ۶. پیش‌بینی و نقشه‌برداری زنگ نوار گندم در شهرستان نینگ کیانگ در (الف) ۱۳ مارس. (ب) ۲۸ مارس؛ (ج) ۰۲ آوریل؛ (د) ۲۲ آوریل؛ و (ه) ۲۷ آوریل، بر اساس روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) با استفاده از ترکیبات شاخص پوشش گیاهی بهینه. رنگ قرمز نشان‌دهنده نمونه‌های زنگ نوار، رنگ آبی نشان‌دهنده نمونه‌های گندم سالم، رنگ صورتی نشان‌دهنده گندم آلوده به زنگ نوار، و رنگ سبز نشان‌دهنده گندم سالم است.

#### ۴- بحث

این مطالعه از تصاویر سنجنش از دور سری زمانی برای پیش‌بینی زنگ نوار با بهینه‌سازی ورودی‌های ویژگی سنجنش از دور در دوره‌های زمانی مختلف استفاده کرد. زنگ راه راه فیزیولوژیکی و بیوشیمیایی گندم را تغییر می‌دهد. آسیب ناشی از زنگ نوار نیز در طول زمان تغییر می‌کند. VI ها می‌توانند این تغییرات ناشی از زنگ نوار را منعکس کنند. VI های حساس به تنش زنگ نوار انتخاب و ترکیبات VI بهینه در پنج مرحله استخراج شد. در مراحل سبز شدن مجدد و ایستادن، NDVI، REDSI، DSWI، NDVIre2، RDVI، و RGB ترکیبات VI بهینه بودند. در مرحله اتصال، NDVI، REDSI، DSWI، NDVIre2، TVI، و PSRIre2 ترکیبات VI بهینه بودند. در مرحله عنوان، NDVI، REDSI، DSWI، TVI، و PSRIre2 ترکیبات VI بهینه بودند. در مرحله گلدھی، NDVI، REDSI و PSRIre2 بهترین ترکیبات VI بودند. این در درجه اول به اثرات مختلف زنگ نوار بر شرایط رشد گندم در مراحل مختلف مربوط می‌شود. در مراحل اولیه آلودگی زنگ، قارچ زنگ نوار برای تکثیر به مواد مغذی و آب میزبان متکی است و سلول‌های رنگدانه گندم را از بین می‌برد و زیست توده و محتوای آب آن را کاهش می‌دهد. پس از مرحله اتصال، زنگ نوار به ساختار سلول آسیب می‌رساند و باعث جابجایی طیف در لبه قرمز می‌شود. در این مطالعه، ترکیب VI بهینه مرحله سبز شدن مجدد و ایستادن برای انعکاس تغییرات رنگدانه، زیست توده و محتوای آب محصولات استفاده شد. پس از مرحله اتصال، شاخص‌های لبه قرمز PSRIre2 و

REDSI که به سلامت گندم حساس هستند، عملکرد بسیار خوبی در پیش‌بینی زنگ راه راه نشان دادند و ضریب وزنی در طول زمان افزایش یافت (شکل ۴).

نتایج ما با نتیجه‌گیری‌های گزارش‌شده قبلی مطابقت داشت و نشان می‌دهد که ترکیب‌های بهینه VI با وقوع و توسعه زنگ راه راه سازگار است. در همین حال، نتایج نشان داد که استخراج ترکیبات VI بهینه در مراحل مختلف ضروری است. مقایسه ضرایب OA و Kappa، UA و PA روش SVM و دو روش دیگر (روش‌های KNN و BPNN) نشان داد که مدل پیش‌بینی مبتنی بر SVM عملکرد بهتری نسبت به دو مدل مبتنی بر روش دیگر ارائه می‌دهد. با دقت طبقه بندی ۶۵٫۵-۸۶٫۲٪. دلیل احتمالی این نتیجه این است که SVM زمانی که اندازه نمونه کوچک در نظر گرفته می‌شود عملکرد خوبی ارائه می‌دهد. علاوه بر این، هر چه تاریخ به دوره پر کردن نزدیک‌تر باشد، دقت پیش‌بینی مدل‌ها بیشتر می‌شود. در همین حال، UA و PA افراد سالم و مبتلا نیز بر اساس سه روش با گذشت زمان افزایش یافت.

دلیل این روند این است که دوره پر شدن نوار، جدی‌ترین آسیب است و دوره زنگ‌زدگی و آسیب ناشی از زنگ نوار به مرور زمان قبل از این دوره افزایش می‌یابد، در نتیجه تفاوت زیادی بین گندم سالم و آلوده به زنگ نوار وجود دارد. نتایج نشان می‌دهد که مدل پیش‌بینی مبتنی بر SVM پیشنهادی که از آن استفاده می‌کند و سری زمانی تهیه شده از تصاویر Sentinel-2 برای پیش‌بینی زنگ‌زدگی نوار مناسب هستند.

اگرچه این مطالعه نتایج رضایت‌بخشی را در پیش‌بینی زنگ نوار گندم ارائه کرد، برخی از محدودیت‌ها باید در مطالعات آینده مورد توجه قرار گیرند. اولاً، اگرچه شرایط جوی مساعد بیماری منجر به شیوع بیماری در محل مورد مطالعه شده و باعث تغییر در پارامترهای فیزیولوژیکی و بیوشیمیایی گندم خواهد شد، اما شرایط هواشناسی منطقه مورد مطالعه در طول زمان نسبتاً ثابت بوده است. بنابراین، ما فقط تأثیر شرایط کشت گندم را در زمان وقوع و توسعه زنگ نوار در نظر گرفتیم. مطالعه بعدی تأثیر زیستگاه محصول را بر وقوع و توسعه بیماری در نظر خواهد گرفت. با ترکیب داده‌های به دست آمده از ایستگاه‌های هواشناسی و داده‌های حاصل از ماهواره، ما شاخص‌های پیش‌بینی را ایجاد کردیم که شرایط رشد و شرایط زیستگاه را برای بهبود توانایی پیش‌بینی شاخص‌ها برای توصیف بیماری‌ها یکپارچه می‌کند. دوم، در این مطالعه، SVM با موفقیت برای پیش‌بینی زنگ نوار استفاده شد. پارامترهای SVM با ویژگی‌های ورودی در طول زمان تغییر می‌کنند. مرحله بعدی به روزرسانی پارامترهای SVM خواهد بود، بر اساس پارامترهای طیفی و زیستگاهی و ویژگی‌های سری زمانی آنها، برای ادغام اطلاعات در مورد مکانیسم و مدل بیماری، و همچنین برای بهبود دقت مدل پیش‌بینی. ثالثاً برخی از عوامل زیستی و غیرزیستی مانند سایر آفات و بیماری‌ها، کودها، تنوع آب، خواص خاک، تنوع ژنتیکی ارقام و شیوه‌های مدیریتی نیز باعث تغییر در پارامترهای فیزیولوژیکی و بیوشیمیایی گندم می‌شوند. در

نهایت به دلیل تأثیر آب و هوا و نیروی انسانی، نمونه‌های صحرایی به دو دسته سالم و بیمار و نمونه‌ها کم تقسیم شدند. با این حال، در محل مطالعه ما، زنگ نواری یک بیماری عمده است و سایر عوامل زنده و غیرزنده توسط مقامات محلی تنظیم می‌شود. به منظور گسترش روش خود به یک منطقه بزرگ‌تر، ما سعی خواهیم کرد این اطلاعات را جمع‌آوری کنیم، درجه وقوع بیماری‌های مختلف، تمایز آفات و بیماری‌ها را در نظر بگیریم و در تحقیقات آتی یک روش پیش‌بینی برای زنگ نوار در شرایط تنش متفاوت ایجاد کنیم.

#### ۴- نتیجه‌گیری‌ها

در این مطالعه، یک روش پیش‌بینی زنگ نوار گندم بر اساس تصاویر سری زمانی Sentinel-2 توسعه داده شد. مطالعه ما ترکیبات VI بهینه را در مراحل مختلف روشن کرد. مقایسه دقت پیش‌بینی روش‌های مبتنی بر SVM، KNN- و BPNN نشان داد که SVM از دو روش دیگر بهتر عمل می‌کند. ترکیبات VI بهینه و روش SVM برای پیش‌بینی زنگ نوار بهینه با بالاترین دقت ۸۶,۲٪ بودند. روش پیشنهادی راه‌حلی امکان‌پذیر برای استفاده از تصاویر ماهواره‌ای برای پیش‌بینی زنگ نوار گندم و ارائه اطلاعات هشدار اولیه به کشاورزان و بخش‌های حفاظت از گیاهان است. در آینده، ادغام چندین منبع اطلاعاتی مانند داده‌های هواشناسی و داده‌های سنجش از راه دور را برای بهبود عملکرد و استحکام تکنیک‌های پیش‌بینی بیماری‌های محصول بررسی خواهیم کرد.

## ۵-منابع

- 1-Birr, T.; Verreet, J.A.; Klink, H. (2019). Prediction of deoxynivalenol and zearalenone in winter wheat grain in a maize-free crop rotation based on cultivar susceptibility and meteorological factors. *J. Plant Dis. Prot.*, 126, 13–27.
- 2-Jarroudi, M.; Kouadio, L.; Bock, C.H.; Jarroudi, M.E.; Junk, J.; Pasquali, M.; Maraite, H.; Delfosse, P. (2016). A threshold-based weather model for predicting stripe rust infection in winter wheat. *Plant Dis.*, 101, 693–703.
- 3-Yuan, L.; Pu, R.; Zhang, J.; Wang, J.; Yang, H. (2016). Using high spatial resolution satellite imagery for mapping powdery mildew at a regional scale. *Precis. Agric.*, 17, 332–348.
- 4-Zhang, J.; Yuan, L.; Nie, C.; Wei, L.; Yang, G. (2014). Forecasting of powdery mildew disease with multi-sources of remote sensing information. In Proceedings of the 2014 The Third International Conference on Agro-Geoinformatics, Beijing, China, 11–14 August 2014; pp. 1–5.
- 5-Zheng, Q.; Huang, W.; Cui, X.; Yue, S.; Liu, L. (2018). New spectral index for detecting wheat yellow rust using Sentinel-2 multispectral imagery. *Sensors*, 18, 868.
- 6-Dutta, S.; Singh, S.K.; Khullar, M. (2014). A case study on forewarning of yellow rust affected areas on wheat crop using satellite data. *J. Indian Soc. Remote Sens.*, 42, 335–342.
- 7-Du, X.; Li, Q.; Shang, J.; Liu, J.; Qian, B.; Jing, Q.; Dong, T.; Fan, D.; Wang, H.; Zhao, L. (2019). Detecting advanced stages of winter wheat yellow rust and aphid infection using RapidEye data in North China Plain. *GISci. Remote Sens.*, 56, 1093–1113.
- 8-Pryzant, R.; Ermon, S.; Lobell, D. (2017). In Monitoring Ethiopian wheat fungus with satellite imagery and deep feature learning. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, Honolulu, HI, USA, 21–26 July 2017; pp. 39–47.
- 9-Dengke, L.; Zhao, W.; Feizhou, X. (2019). Occurrence regularity and meteorological influencing factors of wheat stripe rust in Shaanxi province. *J. Catastrophol.* 34, 59–65.
- 10-Korhonen, L.; Packalen, P.; Rautiainen, M. (2017). Comparison of Sentinel-2 and Landsat 8 in the estimation of boreal forest canopy cover and leaf area index. *Remote Sens. Environ.*, 195, 259–274.
- 11-Li, Z.; Yang, P.; Zhou, Q.; Wang, Y.; Wu, W.; Zhang, L.; Zhang, X. (2009). Research on spatiotemporal pattern of crop phenological characteristics and cropping system in North China based on NDVI time series data. *Acta Ecol. Sin.* 29, 6216–6226.
- 12-Wang, L.; Liu, J.; Yang, F.; Fu, C.; Teng, F.; Gao, J. (2015). Early recognition of winter wheat area based on GF-1 satellite. *Trans. Chin. Soc. Agric. Eng.* 31, 194–201.

- 13-Huang, L.; Ruan, C.; Huang, W.; Shi, Y.; Peng, D.; Ding, W. (2018). Wheat powdery mildew monitoring based on GF-1 remote sensing image and relief-mRMR-GASVM model. *Trans. Chin. Soc. Agric. Eng.*, 34, 167–175.
- 14-Zhang, L.X.; Wang, J.X.; Zhao, Y.N.; Yang, Z.H. (2004). Combination feature selection based on relief. *J. Fudan Univ. Nat. Sci. Ed.*, 43, 893–898.
- 15-Jarroudi, M.; Lahlali, R.; Kouadio, L.; Denis, A.; Tychon, B. (2020). Weather-based predictive modeling of wheat stripe rust infection in Morocco. *Agronomy*, 10, 280.
- 16-Roujean, J.-L.; Breon, F.-M. (1995). Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements. *Remote Sens. Environ* 51, 375–384.
- 17-Peñuelas, J.; Inoue, Y. (1999). Reflectance indices indicative of changes in water and pigment contents of peanut and wheat leaves. *Photosynthetica*, 36, 355–360.
- 18-Jordan, C.F. Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor. *Ecology* 1969, 50, 663–666.
- 19-Rondeaux, G.; Steven, M.; Baret, F. (1996). Optimization of soil-adjusted vegetation indices. *Remote Sens. Environ.* 55, 95–107.
- 20-Broge, N.H.; Leblanc, E. (2001). Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density. *Remote Sens. Environ.* 76, 156–172.
- 21-Huete, A.; Didan, K.; Miura, T.; Rodriguez, E.P.; Gao, X.; Ferreira, L.G. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sens. Environ.*, 83, 195–213.
- 22-Allen-Sader, C.; Thurston, W.; Meyer, M.; Nure, E.; Bacha, N.; Alemayehu, Y.; Stutt, R.O.; Safka, D.; Craig, A.P.; Derso, E. (2019). An early warning system to predict and mitigate wheat rust diseases in Ethiopia. *Environ. Res. Lett.*, 14, 115004.