

Evaluation of smoothing methods for GREENNESS time series reconstruction and phenological estimation from Landsat 8 satellite data

Akbar Mirahmadi¹, Hojjatollah Yazdanpanah^{2*}, Mehdi Momeni Shahraki³.

1- PhD. Student of Agroclimatology, University of Isfahan, Isfahan, Iran

2- Associate Professor of climatology, University of Isfahan, Isfahan, Iran

3- Associate Professor of Remote Sensing Engineering, University of Isfahan, Isfahan, Iran

Received: 27 December 2021

Accepted: 26 April 2022

Extended abstract

Introduction

Vegetation indices (VI) time-series have been used for land surface phenology retrieval but these time series are affected by clouds and aerosols, which add noise to the signal sensor. In this sense, several smoothing functions are used to remove noise introduced by undetected clouds and poor atmospheric conditions, but a comparison between methods is still necessary due to disagreements about its performance in the literature. The application of a smoothing function is a necessary previous step to describe land surface phenology in different ecosystems. Satellite-derived phenological parameters do not specifically provide information on the phenology of a single plant, their species or pheno-phases (e.g., bud opening, leaf emergence, leaf opening and flowering). Remote sensing Vegetation Indices are usually able to estimate a few phenological parameters such as start of season (SOS), end of season (EOS). The aims of this research were to evaluate the consistency of different smoothing functions from TIMESAT software and agricultural regions using the Greenness-Landsat time-series. To overcome the problems associated with remaining noise, various methods have been developed to estimate phenology and production metrics based on the VI time series. Some of them are wavelet decomposition, double logistic (DL) function, the asymmetric Gaussian (AG) function fitting, Savitzky–Golay (SG) filters, the Weighted Least Square (WLS). Some studies have compared these smoothing approaches, but most of them focus on coarse spatial resolution satellite image time series, such as the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS). Due to the variety of results and the lack of consensus on smoothing methods, quality evaluation of smoothing operations should be done for each plant index and crop. Thus, the objectives of this paper are to evaluate and analyze the performance of various smoothing functions in TIMESAT software and their effects on estimating the phenological parameters of start of season (SOS) and end of season (EOS) of rapeseed.

Methodology

In this study, we used two kinds of data: 1- phenological data of rapeseed that was obtained from Field observation, and 2- GREENNESS index data extracted from Landsat 8 satellite images in the Agricultural Years (2016-2017, 2017-2018, 2018-2019). Geometric and radiometric corrections were applied to satellite images. The DN value was also converted to TOA to calculate Vegetation Indices. An adaptive Savitzky–Golay (SG) filter, Asymmetric Gaussian (AG), and Double Logistic (DL) functions to fitting Greenness data were used and

*. Corresponding Author (Email: h.yazdan@geog.ui.ac.ir)

their performances were assessed using the measures root mean square error (RMSE), Pearson correlation coefficient(r). Besides, differences in the estimation of the SOS and EOS were obtained. In all methods, the adaptation to upper envelope with the raw GREENNESS time series was used to reduce bias. In the Savitsky-Goli method, in addition to adapting upper envelope, the window size parameter (r) was also used.

Results and discussion

Statistical evaluation of smoothed time series

Statistical analysis of the output of smoothing functions showed that the time series produced by the AG model compared to the raw time series of the GREENNESS index had the lowest root mean square error (RMSE = 0.415) and the highest correlation ($r = 0.935$) belong to S-G model. The advantage of DL and AG models is that the difference between the mean correlation coefficient for all performances and the correlation coefficient for the best execution is small and it can be inferred that the software parameter settings have little effect on the outputs of these models. After plotting the smoothed time series curves, the results showed that the use of smoothing models effectively eliminated noise and disturbed the raw time series of the GREENNESS index, and reconstructed smoother and softer time series. The results also showed that time series that have a higher correlation coefficient show more details and changes within the inter-season, such as the recession stage(dormancy). Overall, it can be concluded that for reconstructing GREENNESS time series data, Pearson correlation coefficient (r) is more accurate than root mean square error (RMSE) and S-G model is more accurate than the other two models.

Conclusions

In this study, we showed to what extent the time series of the three smoothing methods SG, AG and DL in the reconstruction of the raw time series of the GREENNESS from the Landsat 8 and estimating the phenological parameters of the start and end of the season are accurate. The results of this study showed that the adaptive S-G model is more robust for reconstructing raw time series than AG and DL functions, and this is due to the sensitivity of this model to small changes in the GREENNESS time series. The AG and DL functions tend to eliminate noise at the peaks and bottoms of the time series. The results also showed that the time series with the highest correlation coefficient (r) are more suitable for reconstructing the raw time series of the GREENNESS index compared to the time series that produced the smallest RMSE. In SOS estimation, the S-G model performs worse than the AG and DL functions. Compared to the observational data, all smoothing methods used in this study estimate EOS late and SOS early. The results also showed that both AG and DL functions have time lag in SOS estimation compared to S-G model and time precedence in EOS estimation compared to S-G model. The efficiency of any smoothing method depends on the choice of parameters. For example, the use of adaptation upper envelope generally improves the results. AG and DL fitting function methods are the preferred option for smoothing low-quality data (eg high noise and high data loss) due to less sensitivity to regulatory parameters. The AG and DL fitting functions are limited when giving inter-seasonal details of the time series curve. Numerous factors such as vegetation index selection, satellite sensor data and vegetation type are affected in evaluating time series and estimating phenological parameters. However, the results of this study are valid for the data and the location under study, and the results may vary with other data or under other circumstances.

This study showed that the statistical criterion of Pearson correlation coefficient (r) is superior to the root mean square error (RMSE) and the S-G model is superior to the AG and DL models for reconstruction of time series. The DL function and AG function show the best performance for estimating SOS and EOS phenological parameters, respectively.

Keywords: start of season, end of season, Tasseled Cap Transform, smoothing function, TIMESAT.

ارزیابی روش‌های هموارسازی برای بازسازی سری زمانی نمایه گیاهی Greenness و برآورد فنولوژی کلزا از داده‌های ماهواره لندست ۸ مطالعه موردی: منطقه فرخ‌شهر

اکبر میراحمدی - دانشجوی دکتری گروه جغرافیای طبیعی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران
حجت‌اله یزدان‌پناه^۱ - دانشیار گروه جغرافیای طبیعی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران
مهدی مؤمنی شهرکی - دانشیار گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۲/۰۶

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۱۰/۰۶

چکیده

سری‌های زمانی شاخص‌های گیاهی سنجش از دور امکان ارزیابی فنولوژی گیاهان را در سطح زمین فراهم کرده است. ابرها، رطوبت، و هواویزها باعث ایجاد نوفه در سیگنال‌های دریافتی سنجنده‌های ماهواره‌ای می‌شوند و در نتیجه کیفیت سری‌های زمانی کاهش می‌یابد. برای رفع این مشکل و بازسازی سری‌های زمانی، چندین تابع هموارسازی داده‌ها برای حذف نوفه استفاده می‌شود که، به دلیل اختلاف نظر در مورد عملکرد آن‌ها، مقایسه بین آن‌ها لازم است. اهداف این تحقیق ارزیابی عملکرد توابع مختلف هموارسازی در نرم‌افزار TIMESAT و تأثیرات آن‌ها در بازسازی سری‌های زمانی و برآورد پارامترهای فنولوژیکی آغاز فصل رشد (SOS) و پایان فصل رشد (EOS) با استفاده از داده‌های نمایه (Greenness سبزی‌نگی) ماهواره لندست ۸ است. پالایشگر ساویتزکی - گولی (S-G)، تابع نامتقارن گوسی (AG)، و لچستیک دوگانه (DL) برای برآورد داده‌های Greenness استفاده شد و عملکرد آن‌ها با استفاده از اندازه‌گیری خطای مجذور میانگین مربع (RMSE) و ضریب همبستگی پیرسون (r) ارزیابی شد. نتایج نشان داد که روش هموارسازی S-G در بازسازی سری‌های زمانی از دقت بیشتری ($r = 0.935$) برخوردار است. در برآورد پارامترهای فنولوژی، تابع هموارسازی DL در برآورد آغاز فصل و تابع هموارسازی AG در برآورد پایان فصل به ترتیب با ۸ و ۱۴ روز اختلاف با داده‌های مشاهداتی بهترین عملکرد را داشتند. این مطالعه نشان داد که روش‌های هموارسازی نرم‌افزار TIMESAT عملکرد مناسبی دارند

واژگان کلیدی: آغاز فصل (SOS)، پایان فصل (EOS)، تبدیل تسلدکپ، توابع هموارسازی نرم‌افزار TIMESAT.

مقدمه

فنونولوژی مطالعه و بررسی چرخه‌های زندگی گیاهان و جانوران و تعامل آن‌ها با آب و هوا و دیگر محرک‌های محیطی است (ما و همکاران، ۲۰۱۳: ۹۷). مشاهدات فنونولوژیکی با استفاده از دو رویکرد اصلی جمع‌آوری می‌شود: ۱. شبکه‌های مشاهدات زمینی؛ ۲. سنجش از دور ماهواره‌ای (میلان و همکاران، ۲۰۱۳: ۱۷۶). روش‌های فراوانی برای شناسایی وقایع فنونولوژی بر اساس داده‌های سنجش از دور توسعه یافته است. بیشتر روش‌ها برای تشخیص وقایع کلیدی فنونولوژی شامل دو مرحله اساسی است: ۱. ایجاد سری‌های زمانی نمایه‌های گیاهی از داده‌های ماهواره‌ای؛ ۲. استفاده از سری زمانی برای تعیین وقایع فنونولوژیک بر پایه مجموعه‌ای از قوانین و روابط. مرحله اول شامل ساخت سری زمانی هر نمایه بر پایه داده‌های سنجش از دور و هموارکردن داده‌ها برای کاهش نوفه و تولید سری زمانی هموارتر است (یو و همکاران، ۲۰۱۳: ۳۱۹۲).

دقت سری‌های زمانی نمایه‌های پوشش گیاهی سنجش از دور ماهواره‌ای برای نظارت طولانی‌مدت روی گیاهان، به‌ویژه برای مطالعات فنونولوژی گیاهی، حیاتی است (کای و همکاران، ۲۰۱۷: ۱). اما سیگنال‌های دریافت‌شده توسط سنجنده‌های ماهواره‌ای متأثر از نوفه‌های ناشی از داده‌ها اثرات بازتاب ناهمسان، خطاهای الکترونیکی، خطاهای ناشی از نمونه‌برداری، اتمسفر و ابرها هستند (گووارد و همکاران، ۱۹۹۱: ۴۳۲۳). به‌منظور بازسازی مسیر رشد فصلی گیاهان از سیگنال‌های ماهواره‌ای نوفه‌دار، از روش‌های بسیاری برای بازسازی سری‌های زمانی استفاده شده است. اخیراً از روش‌های پُرکاربرد مانند پالایشگر ساویتزکی-گولی (چن و همکاران، ۲۰۰۴: ۶۳۳)، حداقل مربعات متناسب با توابع نامتقارن گاوسی (جانسون و ایکلون، ۲۰۰۲: ۸۴۲)، توابع لجستیک دوگانه (یک و همکاران، ۲۰۰۶: ۳۲۵)، قمقامی و همکاران، ۱۳۹۶: ۱۵)، تغییرات هموارسازی اسپلاین (برادلی و همکاران، ۲۰۰۷: ۱۴۰)، تبدیل موجک (ساکاموتو و همکاران، ۲۰۰۵: ۳۶۷) و رگرسیون وزنی (قمقامی و همکاران، ۱۳۹۶: ۱۵) استفاده شده است.

سری‌های زمانی هموارشده نمایه‌های گیاهی سنجش از دور ماهواره‌ای یک منبع مهم داده برای تخمین فنونولوژی گیاهان است (ریچاردسون و همکاران، ۲۰۱۲: ۵۸۲). متداول‌ترین نمایه پوشش گیاهی در طبقه‌بندی پوشش گیاهی و مطالعات تغییرات پوشش زمین نمایه NDVI است. در این نمایه از دو باند طیفی قرمز و فرورسرخ نزدیک استفاده شده که همبستگی خوبی با زیست‌توده گیاهی دارد (تاگر، ۱۹۷۹: ۱۴۳). تبدیل تسلدک (TCT)، با استفاده از شش باند مختلف، اطلاعات بیشتری را در خود گنجانده است. به دلیل همین ویژگی، داده‌های تبدیل تسلدک و نمایه‌های منتج از آن یعنی درخشندگی، سبزی‌نگی و رطوبت باعث بهبود طبقه‌بندی پوشش گیاهی می‌شوند، زیرا به تغییرات فنونولوژی حساس‌اند (کریس و سیکون، ۱۹۸۴: ۳۵۱). از جمله مطالعات درمورد قابلیت‌های تبدیل تسلدک می‌توان به شناسایی کانون‌های گرد و غبار با استفاده از تصاویر لندست ۸ (رایگانی، ۱۳۹۸: ۱۷)، پیش‌بینی مقادیر کربن آلی در سطح زمین (آقابابایی و همکاران، ۱۳۹۷: ۹۵)، پایش و روندیابی تغییرات کاربری اراضی (گومز و همکاران، ۲۰۱۲: ۵۵۶۷)، و تشخیص و تفکیک پوشش گیاهی با استفاده از تصاویر لندست ۷ و باند سبزی‌نگی (قائمی و همکاران، ۱۳۸۹: ۱۳۵) اشاره کرد. دایموند و همکاران (۲۰۰۲: ۴۷۰) در پژوهش خود نشان دادند که تبدیل تسلدک قابلیت جداسازی مزارع کشاورزی از جنگل‌ها را دارد و در مزارع نیز قابلیت تمایز بین مرحله رشد و نمو، مرحله بلوغ، و مرحله پیری گیاهان را بهبود می‌بخشد. ژانگ و همکاران (۲۰۰۲: ۱۰۶۴) با استفاده از سری زمانی میانگین سالانه تبدیل تسلدک در شمال شرقی ایالات متحده آمریکا نشان دادند که این تبدیل توانایی ثبت چهار مرحله اصلی فنونولوژی گیاهان شامل سبزشدن، بلوغ، پیری، و رکود را دارد.

اگرچه پارامترهای فنونولوژی سنجش از دور ارزیابی پویایی پوشش گیاهی را در مقیاس وسیع تسهیل می‌کنند، آن‌ها با داده‌های فنونولوژی مشاهداتی متفاوت‌اند. برخلاف داده‌های فنونولوژی مشاهداتی، که معمولاً زمان‌بندی فنونولوژی خاص

برای گیاهان را شامل می‌شود، معیارهای فنولوژی سنجش از دور نشان‌دهنده زمان تغییرات انعکاس پرتوهای الکترومغناطیس است که توسط فعالیت کل پوشش گیاهی در واحد منطقه‌ای توسط سنجنده‌های ماهواره‌ای اندازه‌گیری می‌شود. بنابراین، معیارهای فنولوژی مشتق از ماهواره به‌طور ویژه اطلاعاتی درباره فنولوژی یک گیاه منفرد، گونه‌ها، یا فنوفازهای آن‌ها (به‌عنوان مثال، باز شدن جوانه‌های، ظهور برگ، باز شدن برگ و گل) ارائه نمی‌دهند (هانس، ۲۰۱۳: ۱۰۰). نمایه‌های گیاهی سنجش از دور معمولاً قادر به برآورد پارامترهای اندکی از فنولوژی همچون آغاز فصل (SOS)، پایان فصل (EOS)، و طول فصل (LOS) هستند (مقامی و همکاران، ۱۳۹۶: ۱۲).

تعیین آغاز فصل رشد (SOS) و پایان فصل رشد (EOS) و دیگر ویژگی‌های فنولوژیکی در سری‌های زمانی سنجش از دور اغلب بسیار پیچیده است. بنابراین، در حال حاضر هیچ توافقی در جوامع علمی در ارتباط با روش بهینه استخراج فنولوژی سطح زمین وجود ندارد (لارا و گاندینی، ۲۰۱۶: ۱۸۰۲). وایت و همکاران (۲۰۰۹: ۲۳۵۵) روش‌های مختلف بازبازی فنولوژی را با مجموعه داده‌های NDVI حاصل از ماهواره AVHRR در امریکای شمالی مقایسه کردند و به این نتیجه رسیدند که اگرچه روش‌های هموارسازی اعمال شده بر NDVI ماهواره‌ای عموماً می‌توانند پوشش گیاهی را ثبت کنند، در مجموع هیچ روشی بهتر از بقیه نیست. آنکینسون و همکاران (۲۰۱۲: ۴۱۶)، چن و همکاران (۲۰۱۳: ۴۳۴۳)، و کای و همکاران (۲۰۱۷: ۱۴) به این نتیجه رسیدند که عملکرد روش‌های هموارسازی در برآورد فنولوژی گیاهان به لحاظ مکانی و زمانی متفاوت است و به دلیل بایاس و خطاهای تصادفی ناشی از ابرها هیچ روش یگانه‌ای عملکرد برتر را به‌نمایش نمی‌گذارد. کانگ و همکاران (۲۰۱۳: ۸۸۸) استدلال کردند که دلیل پیدانکردن بهترین روش می‌تواند تعاریف متفاوتی از پارامترهای فنولوژی باشد. کندازمی و فرناندز (۲۰۱۵: ۱۲۸) نشان دادند که عملکرد روش‌های هموارسازی مختلف بستگی به شرایط سطح زمین و چگونگی شفافیت آسمان دارد. بک و همکاران (۲۰۰۶: ۳۲۸) دریافتند که تابع DL داده‌های NDVI را بهتر از تابع AG در مناطق با عرض جغرافیایی بالا توصیف می‌کند. با این حال، ژو و منگ (۲۰۱۵: ۲۴۵) دریافتند که عملکرد تابع AG در کاهش نوفه‌های سری زمانی NDVI بهتر از تابع DL در مراتع مناطق نیمه‌خشک است. هیرد و مک‌درمیل (۲۰۰۹: ۲۵۷) برتری کلی توابع AG و DL را در مقایسه با سایر توابع از جمله پالایشگر S-G نشان دادند. مقامی و همکاران (۱۳۹۶: ۱۷) برای هموارسازی سری‌های زمانی نمایه‌های گیاهی مورد استفاده در تحقیق خود از روش‌های لجستیک دوگانه و رگرسیون وزنی استفاده کردند و نشان دادند که نتایج حاصل از ترکیب دو روش هموارساز انطباق بیشتری با داده‌های خام دارند. کووالسکی و همکاران (۲۰۲۰: ۷) با استفاده از سری‌های زمانی نمایه‌های EVI و NDVI حاصل از لندست ۸ و استفاده از دو روش هموارساز (لجستیک و اسپلاین) به توصیف فنولوژی جنگل‌های پهن‌برگ مناطق معتدله پرداختند و نشان دادند که انتخاب نوع نمایه گیاهی تأثیر بیشتری نسبت به روش‌های هموارسازی در برآورد فنولوژی دارند.

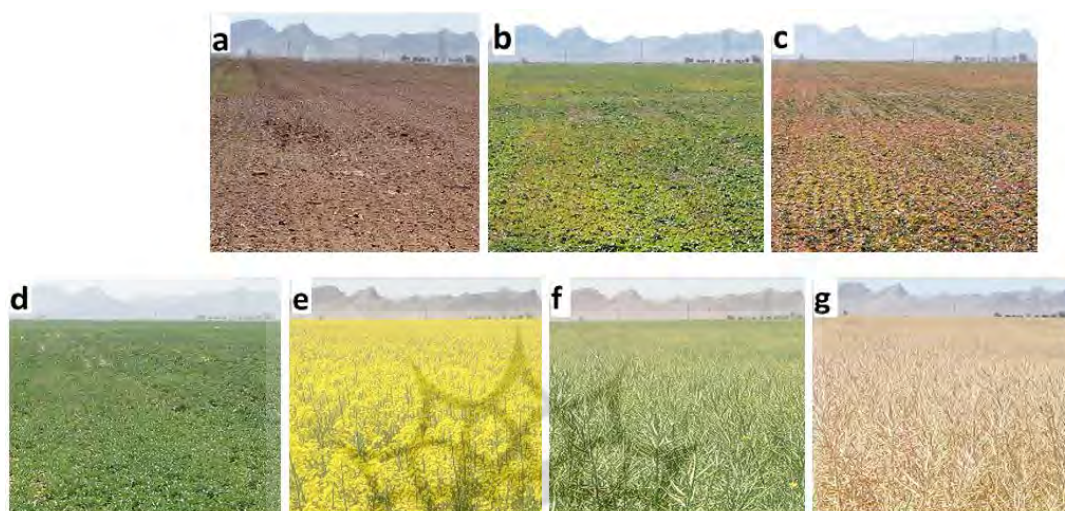
با توجه به تنوع نتایج و عدم اجماع در مورد روش‌های هموارساز، ارزیابی کیفیت عملکردهای هموارسازی باید برای هر نمایه گیاهی و محصول انجام شود. از این نظر، اهداف این مقاله ارزیابی و تجزیه و تحلیل عملکرد توابع هموارساز مختلف موجود در نرم‌افزار TIMESAT و تأثیرات آن‌ها در برآورد پارامترهای فنولوژیکی آغاز فصل (SOS) و پایان فصل (EOS) محصول کلزا است.

بدین منظور، ابتدا سری‌های زمانی خام نمایه Greenness حاصل از سنجنده OLI ماهواره لندست ۸ با استفاده از توابع S-G، AG، و DL هموار می‌شوند. سپس با استفاده از معیارهای آماری و پارامترهای فنولوژیکی حاصل از سری‌های زمانی هموارشده عملکرد سه روش هموارسازی داده‌ها از دو جنبه مقایسه خواهد شد: ۱. توانایی حذف نوفه‌ها و حفظ روند پویایی محصول؛ ۲. دقت در برآورد پارامترهای فنولوژی محصول بر اساس مشاهدات زمینی.

مواد و روش

داده‌های فنولوژیکی گیاه کلزا

در این پژوهش مراحل فنولوژی گیاه کلزا در مزرعه مورد مطالعه به صورت مشاهدات میدانی و همچنین با کمک تصاویر ضبط شده از مزرعه توسط دوربین دیجیتال تلفن همراه برداشت شد. تصویربرداری از مزرعه در روزهای شنبه و سه‌شنبه هر هفته و حدود ساعت ۱۱:۳۰ در طول کل مرحله رشد گیاه کلزا از مرحله کاشت (اواخر شهریورماه) تا مرحله برداشت (اواخر خردادماه) انجام گرفت. برخی از مراحل فنولوژیکی دیده‌بانی شده گیاه کلزا در شکل ۲ نمایش داده شده است.



شکل ۲. مراحل فنولوژی گیاه کلزا: a- (کاشت) b- (رزت) c- (رویش مجدد) d- (گلدهی) e- (تشکیل غلاف) f- (رسیدن)

تصاویر ماهواره لندست ۸ و سنجنده OLI

تصاویر ماهواره لندست ۸ و سنجنده OLI مربوط به گذر شماره ۱۶۴ و ردیف ۳۸ طی سه سال زراعی ۱۳۹۵-۱۳۹۶، ۱۳۹۶-۱۳۹۷ و ۱۳۹۷-۱۳۹۸ از زمان کشت (اواخر شهریورماه) تا زمان برداشت (اواخر خردادماه) محصول کلزا شامل ۴۵ تصویر سالم (بدون ابر) از تارنمای سازمان زمین‌شناسی آمریکا دانلود شد. این داده‌ها دارای سطح پردازش LIT هستند که تصحیحات هندسی در آن‌ها اعمال شده است (ریگی و همکاران، ۱۳۹۷: ۱۹۶). تصحیح اتمسفری با استفاده از الگوریتم FLAASH توسط نرم‌افزار ENVI انجام گرفت. از آنجا که رعایت تناوب کشت به تفاوت در منطقه کشت کلزا منجر می‌شد، بر اساس بررسی‌های میدانی و استعلام از کارشناسان مرکز تحقیقات کشاورزی و عوامل مزرعه گل‌دره، مرزهای مزرعه در هر سال مشخص شد و بعد از تهیه نقشه آن محدوده، در نرم‌افزار GIS محدوده مورد نظر (ROI) از مزرعه ساخته شده و اطلاعات پیکسل‌های ROI استخراج شد. مناطقی از مزرعه که دارای عوارض انسان‌ساز مانند جاده دسترسی، ساختمان انباری، یا استخر ذخیره آب هستند در ROI سالانه انتخاب نشدند. مرز ROI‌ها در تصاویر هر سال ثابت و در تصاویر سال‌های مختلف متفاوت بود. بر اساس متغیر بودن سطح زیر کشت کلزا در هر سال، تعداد پیکسل‌های ROI در سال‌های مختلف بین ۴۵۰ تا ۷۰۰ پیکسل متغیر بود. با توجه به متفاوت بودن تعداد پیکسل‌های هر سال، برای دستیابی به شرایط یکسان و یک الگوی مشخص در هر سال، اقدام به میانگین‌گیری از مقادیر نمایه‌های گیاهی در هر ROI شد.

برای محاسبه نمایه‌های گیاهی، مقدار عددی پیکسل (DN) باید به تصویر بازتابندگی بالای اتمسفر (TOA) تبدیل شود. برای محاسبه مقدار بازتابندگی بالای اتمسفر، از یک فایل همراه با تصاویر (متادیتا با فرمت MTL که حاوی

ضرایب تصحیح رادیومتریکی است استفاده می‌شود. برای تبدیل مقدار عدد پیکسل به بازتابندگی بالای اتمسفر از رابطه ۱ استفاده می‌شود:

$$\rho\lambda' = MpQcal + Ap \quad \text{رابطه ۱}$$

$\rho\lambda'$ در این معادله میزان بازتابندگی بالای اتمسفری است که در آن تصحیح زاویه خورشیدی اعمال نشده است Mp و Ap فاکتورهای تبدیل مقدار پیکسل به بازتابندگی‌اند. در فایل متادیتا هر فاکتور به ترتیب با نام $REFLECTANCE_MULT_BAND_x$ و $REFLECTANCE_ADD_BAND_x$ وجود دارند که x شماره باند مورد نظر است $Qcal$ مقدار پیکسل استاندارد محصول (DN) است. تصحیح زاویه خورشیدی بر اساس رابطه ۲ انجام می‌گیرد:

$$\rho\lambda = \rho\lambda' / \sin(\theta) \quad \text{رابطه ۲}$$

در این معادله $\rho\lambda$ بازتابندگی در بالای اتمسفر با تصحیح زاویه خورشیدی و θ زاویه ارتفاع محلی خورشید است. زاویه θ در فایل متادیتا با نام $SUN_ELEVATION$ بر حسب درجه وجود دارد (فاطمی و رضایی، ۱۳۹۳: ۹۵).

تبدیل تسلدکپ (TCT)

تبدیل تسلدکپ یک ترکیب خطی از باندهای ماهواره‌ای (در ماهواره لندست ۸ از باند ۲ تا باند ۷) است. نام «تسلدکپ» به خاطر شکل توزیع نقطه‌ای داده‌ها- شبیه کلاه منگوله‌دار- انتخاب شده است. سه نمایه به‌طور معمول در تسلدکپ استفاده می‌شود: نمایه الف) درخشندگی است و مقدار درخشندگی خاک را اندازه می‌گیرد؛ نمایه ب) سبزیگی است. فتوسنتز فعال گیاهی برای استخراج نمایه سبزیگی استفاده می‌شود؛ نمایه ج) معمولاً به‌عنوان نمایه رطوبت تفسیر می‌شود که در آن ارتباط بین خاک و رطوبت تاج پوشش توصیف می‌شود (سامارائیکراما و همکاران، ۲۰۱۷: ۱۵). نخست، برای جداسازی پوشش گیاهی از سیمای غیرگیاهی یک چرخش متعامد بین اجزای «الف» و «ب»، سپس چرخش متعامد بین اجزای «ب» و «ج» برای جداسازی آب از سیمای گیاهی و در نهایت چرخش متعامد بین اجزای «الف» و «ج» برای جداسازی آب از سیمای گیاهی و غیرگیاهی استفاده می‌شود (ژانگ و همکاران، ۲۰۰۲: ۱۰۶۴). نمایه درخشندگی در ارتباط با خاک و آلودگی و نمایه سبزیگی در ارتباط با گیاهان و نمایه رطوبت در ارتباط با محتوای آب است (بیگ و همکاران، ۲۰۱۴: ۴۲۹). از آنجا که نمایه گیاهی مطلوب باید بیشترین حساسیت را به پوشش گیاهی داشته باشد نه نسبت به خاک و آب (قائمی و همکاران، ۱۳۸۹: ۱۳۶)، در این پژوهش از نمایه سبزیگی استفاده شد که از طریق رابطه ۳ محاسبه می‌شود:

رابطه ۳

$$Greenness = (-0.2941 \times band2) + (-0.243 \times band3) + (-0.5424 \times band4) + (0.7276 \times band5) + (0.0713 \times band6) + (-0.1608 \times band7)$$

که در آن $band$ باندهای مورد نظر از ماهواره لندست ۸ است (بیگ و همکاران، ۲۰۱۴: ۴۲۹).

نرم‌افزار TIMESAT 3.3

نرم‌افزار TIMESAT برای به‌دست‌آوردن و تجزیه و تحلیل پارامترهای فصلی داده‌های ماهواره ایجاد شده است. این نرم‌افزار متشکل از چندین روش گرافیکی و عددی است که در نرم‌افزارهای Matlab و Fortran کدگذاری شده است (ایکلوند و جانسون، ۲۰۱۷: ۵). این بسته نرم‌افزاری شامل چندین روش برای برازش داده‌های سنسجس از راه دور از جمله پالایشگر انطباقی ساویتزکی- گولی، توابع گاوسی نامتقارن، و لجستیک دوگانه است.

روش‌های هموارسازی

سه روش هموارسازی انتخاب شده است: ۱. انطباقی ساویتزکی- گولی (S-G)؛ ۲. برازش حداقل مربعات با توابع

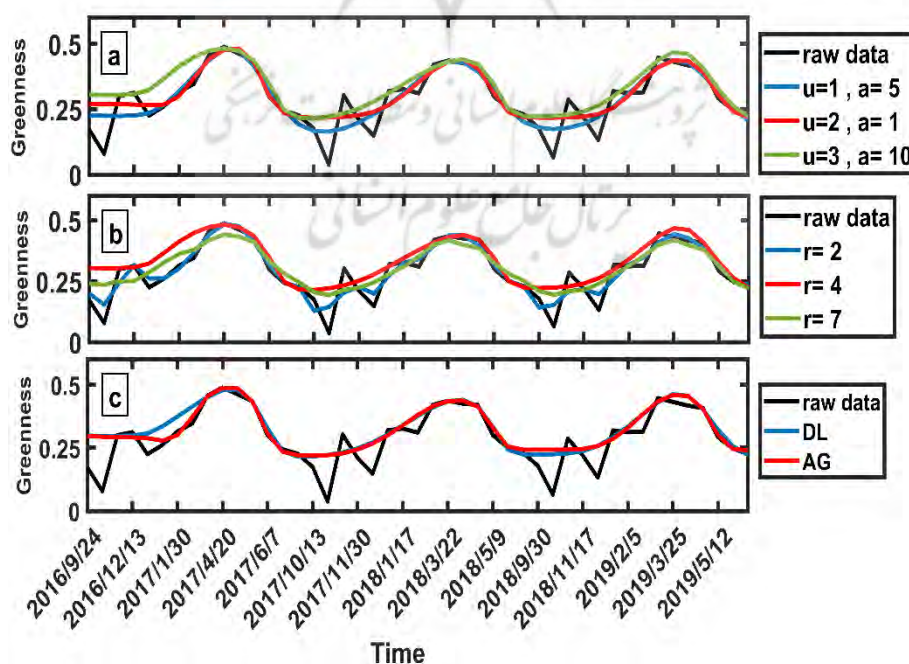
نامتقارن گاوسی (AG)؛ ۳. توابع لجستیک دوگانه (DL) برای هموارسازی داده‌ها و استخراج پارامترهای فنولوژیکی. انطباق با حد بالایی برازش (رایگانی و همکاران، ۱۳۹۸: ۴۵۳) سری زمانی خام Greenness برای همه روش‌های هموارسازی به منظور کاهش بایاس منفی (به علت پوشش ابر یا شرایط جوی نامناسب) لحاظ می‌شود (جانسون و ایکلود، ۲۰۰۴: ۱۸۲۴). تطبیق با حد بالایی برازش، با تولید مکرر منحنی‌های جدید و با دادن وزن به نقاطی که مقادیر پایین‌تر از منحنی هموارشده قبلی دارند تابع هموارساز را به حد بالایی برازش سری زمانی خام Greenness نزدیک می‌کند (چن و همکاران، ۲۰۰۴: ۳۳۶). انطباق با حد بالایی برازش در نرم‌افزار TIMESAT با دو پارامتر تعیین می‌شود: ۱. تعداد تکرارها (u) برای تغییر وزن؛ ۲. قدرت انطباق (a) برای تنظیم دقیق قدرت وزن پوشش بالایی در هر تکرار (شکل ۳- a)

روش هموارسازی ساویتزکی - گولی (S-G)

مبنای روش هموارسازی S-G بدین گونه است که مقدار هر داده با ترکیبی از مقادیر مجاور در یک پنجره و با استفاده از برازش حداقل مربعات چندجمله‌ای مرتبه دوم جای‌گزین می‌شود (ایکلود و جانسون، ۲۰۱۷: ۱۷). اندازه پنجره S-G میزان هموارسازی را تعیین می‌کند. در این مطالعه، تعریف اندازه پنجره (r) در روش هموارسازی S-G همان است که در نرم‌افزار TIMESAT به صورت پیش‌فرض وجود دارد، یعنی $r = 2q + 1$ است (جدول ۱)، که در آن q تعداد گام‌های زمانی از راست یا چپ نقطه میانی است (کای و همکاران، ۲۰۱۷: ۵؛ لارا و گاندینی، ۲۰۱۶: ۱۸۰۴؛ چن و همکاران، ۲۰۰۴: ۳۳۳) (شکل ۳- b)

توابع هموارسازی گاوسی نامتقارن (AG) و لجستیک دوگانه (DL)

الگوریتم گاوسی نامتقارن به طور عمده بر پنج پارامتر برای برازش داده‌های سری‌های زمانی شامل زمان حداقل یا حداکثر داده‌ها، عرض و سطح سمت راست تابع، و عرض و سطح سمت چپ تابع تکیه دارد (شائو و همکاران، ۲۰۱۶: ۲۶۰؛ آتکینسون و همکاران، ۲۰۱۲: ۴۰۳؛ جانسون و ایکلود، ۲۰۰۲: ۱۸۲۵). تابع لجستیک دوگانه (DL) چهار پارامتر را برای تعیین نقطه عطف سمت چپ، نقطه عطف سمت راست، و نرخ تغییرات در دو نقطه عطف تخمین می‌زند (لارا و گاندینی، ۲۰۱۶: ۱۸۰۴؛ بک و همکاران، ۲۰۰۶: ۳۲۵) (شکل ۳- c)



شکل ۳. نمونه‌هایی از تغییر پارامترهای تنظیمی در نرم‌افزار TIMESAT، [a] انطباق با حد بالایی برازش با استفاده از برازش با تابع نامتقارن گاوسی، تعداد تکرارها (u) و قدرت انطباق (a)، [b] تغییر اندازه پنجره (r) بر منحنی‌های هموارساز ساویتزکی - گولی، [c] برازش حداقل مربعات با توابع نامتقارن گاوسی و لجستیک دوگانه - raw data - داده‌های خام نمایه Greenness

جدول شماره ۱. تنظیمات نرم‌افزار Timesat برای پردازش سری‌های زمانی در روش‌های هموارسازی مورد استفاده

پارامتر	توضیح مختصر	AG/DL	S-G
تعداد تکرار (u)	تعداد تکرارها برای انطباق با حد برازش بالایی. دامنه تغییرات ۱ تا ۳	۳-۱	۳-۱
قدرت انطباق (a)	قدرت انطباق با حد برازش بالایی. دامنه تغییرات ۱ تا ۱۰	۱۰-۱	۱۰-۱
اندازه پنجره (f)	تعیین اندازه نصف پنجره (q) برای پالایشگر S-G. مقادیر بزرگ‌تر، هموارسازی بیشتر	-	۱۵-۲

ارزیابی عملکرد روش‌های هموارسازی سری‌های زمانی

ارزیابی آماری (سری زمانی خام نمایه Greenness در مقابل سری زمانی هموارشده)

عملکرد توابع هموارسازی با استفاده از معیارهای آماری خطای مجذور میانگین مربع (RMSE) و ضریب همبستگی پیرسون (r) ارزیابی می‌شود. خطای مجذور میانگین مربع از رابطه ۴ محاسبه می‌شود:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Greenness_{obs} - Greenness_{fit})^2}{N}} \quad \text{رابطه ۴}$$

که در آن N تعداد داده‌ها، Greenness_{obs} و Greenness_{fit} به ترتیب مقادیر Greenness مشاهداتی و برازش داده‌هاست. مقدار RMSE بیانگر درستی و اعتبار مدل‌هاست و هرچه مقدار آن کمتر باشد دقت مدل بیشتر است (حیدری بنی و همکاران، ۱۳۹۷: ۳۷۹).

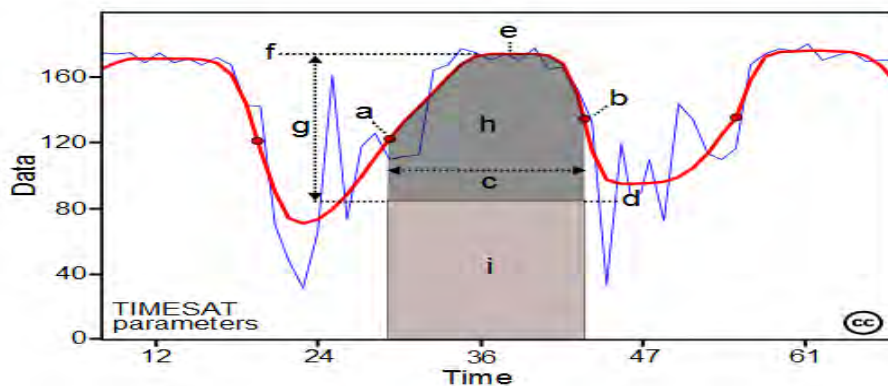
برای ارزیابی سری‌های زمانی تولیدشده توسط مدل‌های مورد استفاده از آزمون همبستگی پیرسون (r) با سطح معنی‌داری ۰/۰۵ < P استفاده شد. در این آزمون، نخست مقدار سطح معنی‌داری دو متغیر بررسی می‌شود: اگر سطح معنی‌داری کمتر از مقدار مفروض باشد، به این معنی است که بین دو متغیر همبستگی وجود دارد (زنگنه و همکاران، ۱۳۹۸: ۲۰۱). رابطه ۵ محاسبه ضریب همبستگی پیرسون را نشان می‌دهد که به طور کلی r نام‌گذاری می‌شود:

$$r = \frac{N \sum obs_{fit} - \sum obs \sum fit}{\sqrt{(N \sum obs + (\sum obs)^2)(N \sum fit + (\sum fit)^2)}} \quad \text{رابطه ۵}$$

که در آن N تعداد نمونه، obs داده‌های خام نمایه Greenness و fit داده‌های سری زمانی هموارشده توسط مدل‌های مورد استفاده در این پژوهش است. هر مدل که دارای r بیشتر باشد از مطلوبیت بیشتری برخوردار است (پورغلام آمیجی و همکاران، ۱۳۹۹: ۵۷۶).

ارزیابی روش‌های هموارسازی در برآورد پارامترهای فنولوژی در مقایسه با فنولوژی مشاهداتی

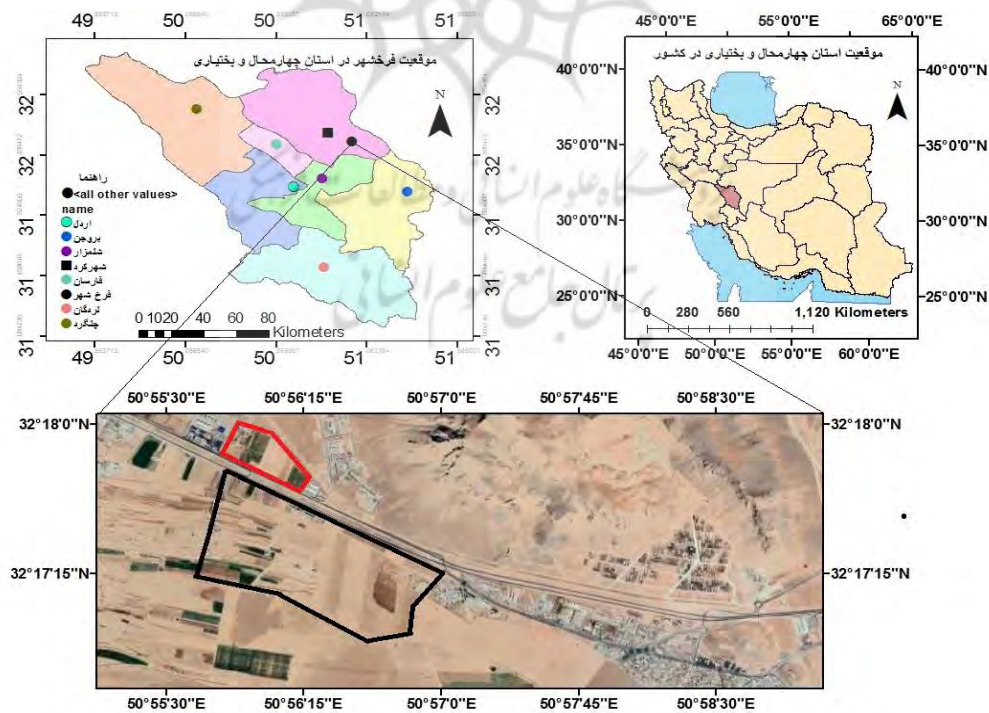
علاوه بر ارزیابی عملکرد روش‌های هموارسازی برای بازسازی سری‌های زمانی، توانایی‌های آن‌ها نیز برای استخراج پارامترهای فنولوژیکی ارزیابی شده است. پارامترهای فنولوژیکی آغاز فصل (SOS) و پایان فصل (EOS) بر اساس سری زمانی هموارشده نمایه Greenness توسط نرم‌افزار TIMESAT استخراج و سپس با داده‌های فنولوژی مشاهداتی مقایسه شده‌اند. در عمل، SOS زمان سبز شدن برگ‌ها پس از رکود و خواب زمستانی (گیو و همکاران، ۲۰۱۶: ۱۰۲۹) و EOS زمان کاهش سریع فعالیت فتوسنتزی و سطح برگ سبز تعریف می‌شود (هان و همکاران، ۲۰۲۰: ۵). بنابراین، از نظر زمان، SOS متناظر با مرحله «رویش مجدد» و EOS متناظر با مرحله «رسیدن» از مراحل فنولوژی مشاهداتی است. برای استخراج پارامترهای فنولوژیکی از سری‌های زمانی، تعیین آستانه‌های مناسب برای تعریف شروع و پایان فصل لازم است (کای و همکاران، ۲۰۱۷: ۸). آستانه برای آغاز فصل و پایان فصل بر اساس پژوهش کارکوسیکیت و همکاران (۲۰۱۷: ۷) و لارا و گاندینی (۲۰۱۶: ۱۸۰۶) بر روی ۲۰ درصد از دامنه تنظیم شد. خروجی پارامترهای فصلی نرم‌افزار تایم‌ست در شکل ۴ نمایش داده شده است. در این پژوهش فقط از پارامترهای آغاز و پایان فصل استفاده شده است.



شکل ۴. پارامترهای فصلی تولیدشده در نرم‌افزار TIMESAT: (a) آغاز فصل، (b) پایان فصل، (c) طول فصل، (d) مقدار پایه، (e) زمان وسط فصل، (f) حداکثر مقدار، (g) دامنه، (h) مقدار یکپارچه کوچک، (h + i) مقدار یکپارچه بزرگ (ایکلوند و جانسون، ۲۰۱۷: ۹)

محدوده مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه مزرعه تحقیقاتی متعلق به ایستگاه هواشناسی کشاورزی فرخشهر و مزرعه شرکت کشت و صنعت گل‌دره که در استان چهارمحال و بختیاری و در نزدیکی فرخشهر واقع شده است. مزرعه‌های مورد مطالعه با ارتفاع ۲۰۷۳ متر از سطح دریا در گستره بین عرض‌های ۳۲° ۱۷' ۵۵" - ۳۲° ۱۷' ۳۳" شمالی و طول‌های ۵۰° ۵۷' ۱۱" - ۵۰° ۵۵' ۲۳" شرقی جای گرفته‌اند (شکل ۱). مساحت مزرعه ایستگاه هواشناسی کشاورزی ۲۵ هکتار و مزرعه شرکت گل‌دره حدوداً ۱۰۰ هکتار است و کلزا رقم OKAPI در آن کشت می‌شود. با توجه به داده‌های هواشناسی ارائه‌شده توسط ایستگاه هواشناسی کشاورزی فرخشهر (http://www.chbmet.ir/st_farokhshahr.asp)، میانگین دما و میزان بارندگی سالانه در منطقه مورد مطالعه در بازه زمانی ۱۹۹۸-۲۰۱۳ به ترتیب ۲/۱۲ °C و ۲۹۵ میلی‌متر است.



شکل شماره ۱. منطقه مورد مطالعه (مزرعه و ایستگاه هواشناسی در کادر قرمز رنگ و مزرعه شرکت گل‌دره در کادر سیاه‌رنگ)

بحث و یافته‌ها

ارزیابی سری‌های زمانی هموارشده بر اساس شاخص‌های آماری

کمینه مقدار خطای مجذور میانگین مربع (RMSE) و بیشینه مقدار ضریب همبستگی پیرسون (r) برای ۴۸۰ اجرا با تنظیمات مختلف بین داده‌های خام سری زمانی نمایه GREENNESS ماهواره لندست ۸ و سری زمانی داده‌های هموارشده توسط مدل‌های مورد استفاده در جدول ۲ نمایش داده شده است. در بین مدل‌ها، کوچک‌ترین مقدار کمینه خطای مجذور میانگین مربع ($RMSE = 415/0$) مربوط به سری زمانی مدل AG و بزرگ‌ترین مقدار کمینه خطای مجذور میانگین مربع ($RMSE = 419/0$) مربوط به سری زمانی مدل S-G است. در حالت میانگین برای همه خروجی‌های مدل‌ها نیز کوچک‌ترین مقدار ($RMSE = 428/0$) متعلق به مدل DL و بزرگ‌ترین مقدار ($RMSE = 432/0$) متعلق به مدل S-G است. برای شاخص آماری ضریب همبستگی پیرسون، بزرگ‌ترین مقدار بیشینه همبستگی ($p > 05/0$)؛ $r = 0/935$ مربوط به سری زمانی مدل S-G و کوچک‌ترین مقدار بیشینه همبستگی ($p > 05/0$)؛ $r = 0/874$ مربوط به سری زمانی مدل DL است. یک مزیت مدل AG این است که میانگین ضریب همبستگی برای همه اجراها و برای بهترین اجرا اختلاف بسیار ناچیزی دارند و می‌توان استنباط کرد که بر خروجی‌های این مدل تنظیمات پارامترهای نرم‌افزار تأثیر چندانی ندارد.

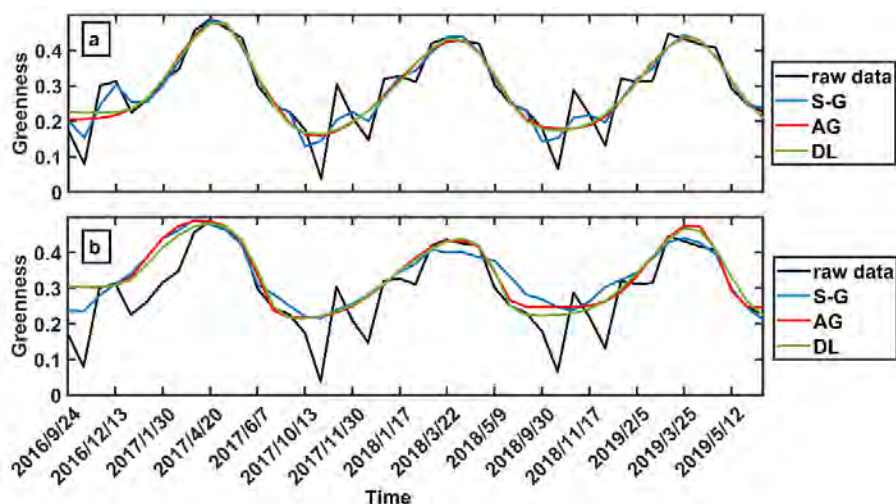
شکل ۵ منحنی سری‌های زمانی هموارشده مدل‌ها بر اساس تنظیماتی که کوچک‌ترین مقدار RMSE و بزرگ‌ترین مقدار r را ارائه می‌دهند نمایش داده شده است. در قسمت a منحنی سری‌های زمانی هموارشده توسط مدل‌های مورد استفاده در این پژوهش را نشان می‌دهد که دارای بزرگ‌ترین ضریب همبستگی پیرسون (r) با سری زمانی داده‌های خام نمایه Greenness هستند.

جدول شماره ۲. بهترین اجراهای مدل‌های هموارسازی بر اساس مقادیر کمینه خطای مجذور میانگین مربع (RMSE)، بیشینه

ضریب همبستگی پیرسون (r) و تنظیمات مربوط در نرم‌افزار TIMESAT

مدل	معیار آماری بهترین اجرا	میانگین همه اجراها	تنظیمات بهترین اجرا
SG	RMSE	۰/۴۱۹	$r = ۷, u = ۳, a = ۷$
	r	۰/۹۳۵	$r = ۱, u = ۱, a = ۴$
AG	RMSE	۰/۴۱۵	$u = ۳, a = ۱۰$
	r	۰/۸۷۷	$u = ۱, a = ۵$
DL	RMSE	۰/۴۱۸	$u = ۳, a = ۱۰$
	r	۰/۸۷۴	$u = ۱, a = ۴$

همان‌گونه که از منحنی‌ها پیداست، استفاده از مدل‌های هموارسازی به‌طور مؤثری به حذف نوفه‌ها در سری زمانی خام نمایه Greenness منجر شده و سری‌های زمانی نرم‌تر و هموارتری را بازسازی کرده‌اند. البته در بین سه مدل، سری زمانی هموارشده مدل S-G جزئیات بیشتری از نوسانات سری زمانی خام را حفظ می‌کند. اما در سری‌های زمانی هموارشده توسط دو مدل AG و DL جزئیات و تغییرات درون فصل (مانند مرحله رکود در کشت پاییزه) نادیده انگاشته شده است.



شکل شماره ۵. سری‌های زمانی هموارشده توسط مدل‌های مورد استفاده در پژوهش در مقایسه با سری زمانی خام نمایه Greenness؛ [a] دارای بزرگ‌ترین مقدار ضریب همبستگی پیرسون (r)؛ [b] دارای کوچک‌ترین مقدار RMSE

در قسمت b منحنی‌های سری‌های زمانی هموارشده با کوچک‌ترین مقدار RMSE نشان می‌دهند که سری زمانی هموارشده توسط مدل S-G برازش مناسبی با سری زمانی خام نمایه Greenness ندارد و با افزایش پارامتر تنظیمی q در این مدل گرچه میزان RMSE کاهش می‌یابد، منحنی تولیدشده الگوی مناسبی از تغییرات داده‌های خام نمایه Greenness را نشان نمی‌دهد. برازش داده‌ها در دو مدل AG و DL از مدل S-G بهتر است، اما در این دو مدل نیز سری‌های زمانی که کوچک‌ترین RMSE را تولید کرده‌اند بیش‌برآوردی به‌خصوص در مرحله بلوغ کلزا را نشان می‌دهند. در مجموع، می‌توان نتیجه گرفت که برای بازسازی داده‌های سری‌های زمانی نمایه Greenness شاخص آماری ضریب همبستگی پیرسون (r) نسبت به خطای مجذور میانگین مربع (RMSE) و مدل S-G نسبت به دو مدل دیگر از دقت بیشتری برخوردار است.

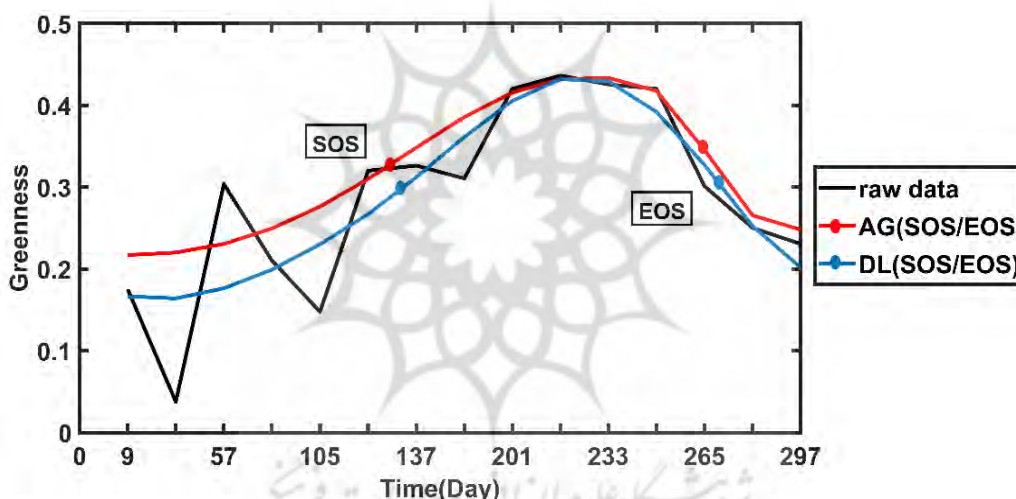
ارزیابی سری‌های زمانی هموارشده در برآورد پارامترهای فنولوژیکی

نتایج جدول ۳ نشان داد که در مدل S-G سری زمانی که بزرگ‌ترین ضریب همبستگی پیرسون (r) را دارد در برآورد پارامترهای فنولوژی آغاز فصل و پایان فصل نسبت به سری زمانی که RMSE کوچک‌تری دارد عملکرد بهتری دارد. در مدل‌های AG و DL، در برآورد آغاز فصل و پایان فصل به‌ترتیب سری زمانی که بزرگ‌ترین مقدار ضریب همبستگی پیرسون (r) و سری زمانی که کوچک‌ترین مقدار RMSE را دارد عملکرد بهتری از خود نشان داد. در مقایسه با داده‌های مشاهداتی، خروجی همه مدل‌های هموارسازی مورد استفاده در این تحقیق دارای برآورد پیش‌رس برای آغاز فصل (SOS) و برآورد دیررس برای پایان فصل (EOS) هستند.

جدول ۳. مقایسه برآورد پارامترهای فنولوژیکی کلزا در بهترین اجراهای مدل‌های هموارسازی بر اساس مقادیر کمیته خطای مجذور میانگین مربع (RMSE) و بیشینه ضریب همبستگی پیرسون (r) در نرم‌افزار TIMESAT با داده‌های مشاهداتی

مدل	معیار آماری	آغاز فصل (روز بعد از کاشت)	اختلاف با داده‌های مشاهداتی (روز)	پایان فصل (روز) بعد از کاشت)	اختلاف با داده‌های مشاهداتی (روز)
S-G	RMSE= ۰٫۴۱۹	۱۲۱	-۱۹	۲۸۲	+۳۱
	r = ۰٫۹۳۵	۱۲۴	-۱۶	۲۷۲	+۲۱
AG	RMSE= ۰٫۴۱۵	۱۲۸	-۱۲	۲۶۵	+۱۴
	r = ۰٫۸۷۷	۱۲۹	-۱۱	۲۷۰	+۱۹
DL	RMSE= ۰٫۴۱۸	۱۲۹	-۱۱	۲۶۸	+۱۷
	r = ۰٫۸۷۴	۱۳۲	-۸	۲۷۰	+۱۹
مشاهداتی	-	۱۴۰	-	۲۵۱	-

در مجموع، بهترین برآورد آغاز فصل با ۸ روز اختلاف با داده‌های مشاهداتی متعلق به مدل DL و بهترین برآورد پایان فصل با ۱۴ روز اختلاف با داده‌های مشاهداتی متعلق به مدل AG است. در شکل ۶ منحنی سری‌های زمانی که به بهترین برآورد آغاز فصل و پایان فصل منجر شده‌اند نمایش داده شده است.



شکل ۶. بهترین برآورد مدل‌های هموارسازی از پارامتر فنولوژیکی آغاز فصل (SOS) و پایان فصل (EOS). اعداد محور افقی نشان‌دهنده تعداد روز بعد از کاشت محصول کلزا است

در این مطالعه، نشان داده شد سه روش هموارسازی S-G، AG، و DL تا چه اندازه‌ای در بازسازی سری‌های زمانی خام نمایه Greenness حاصل از سنجده OLI ماهواره لندست ۸ و برآورد پارامترهای فنولوژی آغاز فصل و پایان فصل دقت دارند. برای پوشش دادن طیف وسیعی از تنظیمات ممکن توسط کاربران، در مجموع، ۴۸۰ تنظیم مختلف برای سه روش هموارسازی به کار گرفته شده است. نتایج این پژوهش نشان داد که مدل انطباقی S-G برای بازسازی سری‌های زمانی خام نسبت به توابع AG و DL قوی‌تر عمل می‌کند و این به دلیل حساسیت این مدل نسبت به تغییرات کوچک و وجود پارامتر تنظیمی q و اندازه پنجره (r) در این مدل است. توابع AG و DL تمایل دارند که قله‌ها و قره‌های کوچک و نوسانات درون فصلی سری زمانی را از بین ببرند و برآزش این دو تابع بر داده‌های خام نتایج قابل قبولی به همراه نداشته است. نتایج به‌کارگیری روش‌های هموارسازی DL و AG با مقالات لارا و گاندینی (۲۰۱۶: ۱۸۱۱)، جانسون و ایکلود (۲۰۰۴: ۸۴۵)، جینگ و همکاران (۲۰۱۴: ۶۲۰)، و قمقامی و همکاران (۱۳۹۶: ۱۷) همخوانی و با نتیجه مطالعه هیرد و مک درمیل (۲۰۰۹: ۲۵۷) در تضاد است. عملکرد مدل‌های AG و DL نتایج نسبتاً مشابهی ارائه

دادند و قضاوت اینکه کدام مدل قوی‌تر است مشکل است و این موضوع در مطالعات هیرد و مک درمیل (۲۰۰۹: ۲۵۴) و آتکینسون و همکاران (۲۰۱۲: ۴۰۷) تأیید شده است. همچنین، نتایج نشان داد که سری‌های زمانی که بزرگ‌ترین مقدار ضریب همبستگی (r) دارند، در مقایسه با سری‌های زمانی که کوچک‌ترین RMSE را تولید کرده‌اند، برای بازسازی سری‌های زمانی خام نمایه Greenness مناسب‌ترند (شکل ۵). در مورد پارامتر فنولوژیکی نتایج نشان می‌دهد که هر دو تابع AG و DL در نرم‌افزار TIMESAT برآورد تقریباً مشابهی ایجاد می‌کنند و این نتیجه توسط گائو و همکاران (۲۰۰۸: ۶۰) نیز حاصل شده است. مشابه نتیجه پژوهش کای و همکاران (۲۰۱۷: ۱۱) در برآورد SOS مدل S-G عملکرد ضعیف‌تری نسبت به توابع AG و DL از خود نشان می‌دهد. در برآورد EOS، همه مدل‌ها میزان خطای بیشتری نسبت به SOS با توجه به داده‌های مشاهداتی از خود نشان می‌دهند. مشابه تحقیق سنت پیترو و همکاران (۲۰۱۸: ۱۱۶۱)، همه روش‌های هموارسازی مورد استفاده در این پژوهش، در مقایسه با داده‌های مشاهداتی، SOS را زودرس برآورد می‌کنند. همچنین، نتایج نشان داد که هر دو تابع AG و DL در برآورد SOS نسبت به مدل S-G تأخیر زمانی و در برآورد EOS نسبت به مدل S-G تقدم زمانی دارند و این نتایج در مطالعه لارا و گاندینی (۲۰۱۶: ۱۸۱۱) نیز حاصل شده است.

از آنجا که هیچ روش یگانه‌ای وجود ندارد که آن را همیشه به‌عنوان بهترین روش انتخاب نمود، انتخاب یک روش هموارسازی مناسب به کیفیت داده‌ها، پویایی سیگنال، و سطح تعمیم مدل‌های هموارسازی بستگی دارد (کای و همکاران، ۲۰۱۷: ۱۳). کارایی هر روش هموارسازی به انتخاب پارامترها بستگی دارد. به‌عنوان مثال، استفاده از تکرارهای برازش حد بالایی به‌طور کلی نتایج را بهبود می‌بخشد. پارامتر هموارکننده q در مدل S-G بسیار تأثیرگذارتر از پارامترهای انطباق با حد برازش بالایی a و u بودند. در نتیجه، در روش S-G باید به تنظیم پارامتر q توجه بیشتری شود. علاوه بر این، توانایی تغییر پارامترهای هموارکننده q به این معنی است که مدل S-G دارای انعطاف‌پذیری بیشتری نسبت به توابع AG و DL هستند. روش تابع برازش AG به دلیل حساسیت کمتر به پارامترهای تنظیمی (دامنه نوسان کمتر در سری‌های زمانی خروجی) گزینه مقدم برای هموارسازی داده‌ها با کیفیت پایین (به‌عنوان مثال، دارای نوفه زیاد و داده‌های ازدست‌رفته بسیار) است (کای و همکاران، ۲۰۱۷: ۱۴). با این حال، این روش‌ها در هنگام دادن جزئیات درون فصل از منحنی سری زمانی محدودیت دارند. برای نمونه، اگر چندین قله با ارتفاع متفاوت در طول فصل وجود داشته باشد (مانند کشت پاییزه یا زمین‌های کشاورزی که در آن‌ها کشت دوم یا بیشتر صورت می‌گیرد)، روش S-G مفیدتر است، زیرا روند هموارکردن در این مدل توانایی حفظ جزئیات درون فصلی را دارد.

علاوه بر نمایه Greenness، نمایه‌های سنجش از دور زیادی برای توصیف پویایی سری زمانی پوشش گیاهی وجود دارند. هر نمایه گیاهی می‌تواند الگوهای سری زمانی مختلفی برای مکان‌های یکسان ارائه دهد که می‌تواند به نتیجه‌گیری‌های متفاوت برای روش‌های مختلف هموارسازی منجر شود. علاوه بر این، تفاوت بین داده‌های حسگرهای مختلف ماهواره‌ای می‌تواند به برآوردهای مختلف پارامترهای فنولوژیکی منجر شود. سایر انواع پوشش گیاهی با پروفایل‌های فصلی متفاوت نیز ممکن است الگوهای سری زمانی متفاوت ایجاد کنند.

نتیجه‌گیری

در این مطالعه، از مجموعه داده‌های پارامترهای فنولوژیکی آغاز فصل و پایان فصل مشاهداتی و معیارهای آماری نمایه خطای مجذور میانگین مربع (RMSE) و ضریب همبستگی پیرسون (r) برای ارزیابی عملکرد سه روش هموارسازی داده‌ها در بازسازی سری زمانی خام نمایه Greenness ماهواره‌اندست ۸ و استخراج پارامترهای فنولوژیکی کلزا استفاده شد. در مجموع، تفاوت بین روش‌های هموارسازی کم بود و انتخاب یک روش به‌طور قاطع سخت است.

وقتی پارامترهای تنظیمی در نرم‌افزار TIMESAT به‌درستی تنظیم شوند، می‌توان با روش S-G به سری‌های زمانی که الگوی تغییرات درون فصلی داده‌های خام Greenness را حفظ کرده‌اند دست یافت. یافته‌ها نشان داد که شاخص آماری ضریب همبستگی پیرسون (r) نسبت به شاخص خطای مجذور میانگین مربع (RMSE) برای بازسازی سری‌های زمانی ارجحیت دارد. تابع برازش DL بهترین عملکرد را برای برآورد پارامترهای فنولوژیکی SOS و تابع برازش AG بهترین عملکرد را برای برآورد پارامترهای فنولوژیکی EOS گیاه کلزا نشان دادند. همچنین، مشخص شد که تابع برازش AG به‌طور کلی خطر دستیابی به داده‌ها و سری‌های زمانی ضعیف را کاهش می‌دهد (به علت داشتن دامنه نوسان کم در نتایج خروجی)، بنابراین، در صورت عدم دسترسی به داده‌های زمین مرجع برای اعتبارسنجی و واسنجی استفاده از این تابع ایمن‌تر است. از این رو، روش‌های هموارسازی نرم‌افزار TIMESAT بسته به دقت مورد نیاز و همچنین اهداف پروژه و منطقه مورد مطالعه باید با دقت استفاده شوند.

تقدیر و تشکر

بنا به اظهار نویسنده مسئول، این مقاله حامی مالی نداشته است.

منابع

- (۱) آقابابایی، م.؛ ابراهیمی، ع. و طهماسبی، پ. (۱۳۹۷). مقایسه شاخص‌های گیاهی و تبدیل تسلدکپ در برآورد میزان کربن آلی خاک با استفاده از تصاویر سنجنده لندست ۸ OLI- در مراتع نیمه‌استپی، سنجش از دور و سامانه اطلاعات جغرافیایی در منابع طبیعی، ۹(۳): ۸۵-۹۹.
- (۲) پورغلام آمیجی، م.؛ انصاری قوجقار، م.؛ بذرافشان، ج.؛ لیاقت، ع. و عراقی نژاد، ش. (۱۳۹۹). مقایسه عملکرد مدل‌های سری زمانی SARIMA و Holt-Winters با روش‌های هوش مصنوعی در پیش بینی طوفان‌های گردوغبار (مطالعه موردی: استان سیستان و بلوچستان)، پژوهش‌های جغرافیای طبیعی، ۵۲(۴): ۵۶۷-۵۸۷.
- (۳) حیدری بنی، م.؛ یزدان‌پناه، ح. و محنت‌کش، ع. (۱۳۹۷). بررسی اثرات تغییر اقلیم بر عملکرد و مراحل فنولوژیکی کلزا (مطالعه موردی: استان چهارمحال و بختیاری)، پژوهش‌های جغرافیای طبیعی، ۵۰(۲): ۳۷۳-۳۸۹.
- (۴) رایگانی، ب.؛ ارزانی، ح.؛ حیدری علمدارلو، ا. و مقدمی، م. (۱۳۹۸). کاربرد سنجش از دور به منظور ارزیابی تغییر اقلیم بر تولید و فنولوژی گیاهان (منطقه مورد مطالعه: استان تهران)، مرتع، ۱۳(۳): ۴۵۰-۴۶۰.
- (۵) رایگانی، ب. (۱۳۹۸). شناسایی کانون‌های بالقوه تولید گرد و غبار با استفاده از داده‌های سنجش از دور (مطالعه موردی: استان البرز)، مخاطرات محیط طبیعی، ۸(۲۰): ۱-۲۰.
- (۶) ریگی، م.؛ پیری صحراگرد، ح.؛ دهمرده قلعه‌نو، م. و شهرکی، ا. (۱۳۹۷). ارزیابی تغییرات کاربری اراضی با استفاده از داده‌های سنجش از دور (مطالعه موردی: حوضه آبخیز نوک‌آباد، شهرستان خاش)، جغرافیا، ۱۶(۵۹): ۱۹۱-۲۰۴.
- (۷) زنگنه، م.؛ صفایی، م. ج. و سمیعی، م. (۱۳۹۸). کنکاشی بر رویکرد توانمندسازی جهت سامان‌دهی سکونتگاه‌های غیررسمی (نمونه موردی: شهر تربت حیدریه)، جغرافیا، ۱۷(۶۲): ۱۹۱-۲۰۵.
- (۸) فاطمی، م. رضائی، ع.؛ ۱۳۹۳، مبنای سنجش از دور، انتشارات آزاده، تهران، چاپ چهارم، ص ۲۹۶.
- (۹) قائمی، م.؛ ثنایی‌نژاد، س. ح.؛ آستارایی، ع. و میرحسینی، پ. (۱۳۸۹). بررسی و مقایسه شاخص‌های مختلف گیاهی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای ETM برای مطالعات پوشش گیاهی دشت نیشابور، خراسان رضوی، نشریه پژوهش‌های زراعی ایران، ۱۱(۱): ۱۳۷-۱۲۸.
- (۱۰) ققماقی، م.؛ قهرمان، ن.؛ قربانی، خ. و ایران‌نژاد، پ. (۱۳۹۶). کاربرد تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه در بهبود دقت مدل‌های پیش‌بینی فنولوژی ذرت، تحقیقات آب و خاک ایران، ۴۸(۱): ۱۱-۲۴.
- (11) Atkinson, P. M.; Jeganathan, C.; Dash, J. and Atzberger, C. (2012). Inter-comparison of four models for smoothing satellite sensor time-series data to estimate vegetation phenology, Remote sensing of environment, 123, 400-417.

- 12) Baig, M. H. A.; Zhang, L.; Shuai, T. and Tong, Q. (2014). Derivation of a tasseled cap transformation based on Landsat 8 at-satellite reflectance, *Remote Sensing Letters*, 5(5): 423-431.
- 13) Beck, P. S.; Atzberger, C.; Høgda, K. A.; Johansen, B. and Skidmore, A. K. (2006). Improved monitoring of vegetation dynamics at very high latitudes: A new method using MODIS NDVI, *Remote sensing of Environment*, 100(3): 321-334.
- 14) Bradley, B. A.; Jacob, R. W.; Hermance, J. F. and Mustard, J. F. (2007). A curve fitting procedure to derive inter-annual phenologies from time series of noisy satellite NDVI data, *Remote sensing of environment*, 106(2): 137-145.
- 15) Cai, Z.; Jönsson, P.; Jin, H. and Eklundh, L. (2017). Performance of smoothing methods for reconstructing NDVI time-series and estimating vegetation phenology from MODIS data, *Remote Sensing*, 9(12): 1-17.
- 16) Chen, J.; Jönsson, P.; Tamura, M.; Gu, Z.; Matsushita, B. and Eklundh, L. (2004). A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky–Golay filter, *Remote sensing of Environment*, 91(3-4): 332-344.
- 17) Chen, W.; Foy, N.; Olthof, I.; Latifovic, R.; Zhang, Y.; Li, J. ... and Stewart, H. M. (2013). Evaluating and reducing errors in seasonal profiles of AVHRR vegetation indices over a Canadian northern national park using a cloudiness index, *International Journal of Remote Sensing*, 34(12): 4320-4343.
- 18) Cheng, J., and Liang, S. (2014), Estimating the broadband longwave emissivity of global bare soil from the MODIS shortwave albedo product, *J. Geophys. Res. Atmos.*, 119, 614–634,
- 19) Cong, N.; Wang, T.; Nan, H.; Ma, Y.; Wang, X.; Myneni, R. B. and Piao, S. (2013). Changes in satellite-derived spring vegetation green-up date and its linkage to climate in China from 1982 to 2010: a multimethod analysis, *Global change biology*, 19(3): 881-891.
- 20) Crist, E. P. and Cicone, R. C. (1984). Application of the tasseled cap concept to simulated thematic mapper data, *Photogrammetric engineering and Remote sensing*, 50(3): 343-352.
- 21) Dymond, C. C.; Mladenoff, D. J. and Radeloff, V. C. (2002). Phenological differences in Tasseled Cap indices improve deciduous forest classification, *Remote sensing of environment*, 80(3): 460-472.
- 22) Eklundha, L. and Jönsson, P. (2017). *TIMESAT 3.3 with seasonal trend decomposition and parallel processing Software Manual*, Lund and Malmo University, Sweden. Retrieved from <http://www.nateko.lu.se/TIMESAT/> 2017- 05-29.
- 23) Gao, F.; Morisette, J. T.; Wolfe, R. E.; Ederer, G.; Pedelty, J.; Masuoka, E. ... and Nightingale, J. (2008). An algorithm to produce temporally and spatially continuous MODIS-LAI time series, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 5(1): 60-64.
- 24) Geng, L.; Ma, M.; Wang, X.; Yu, W.; Jia, S. and Wang, H. (2014). Comparison of eight techniques for reconstructing multi-satellite sensor time-series NDVI data sets in the Heihe river basin, China, *Remote Sensing*, 6(3): 2024-2049.
- 25) Gómez, C.; Wulder, M. A.; White, J. C.; Montes, F. and Delgado, J. A. (2012). Characterizing 25 years of change in the area, distribution, and carbon stock of Mediterranean pines in Central Spain, *International Journal of Remote Sensing*, 33(17): 5546-5573.
- 26) Goward, S. N.; Markham, B.; Dye, D. G.; Dulaney, W. and Yang, J. (1991). Normalized difference vegetation index measurements from the Advanced Very High Resolution Radiometer, *Remote sensing of environment*, 35(2-3): 257-277.
- 27) Guo, L.; An, N. and Wang, K. (2016). Reconciling the discrepancy in ground-and satellite-observed trends in the spring phenology of winter wheat in China from 1993 to 2008, *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 121(3): 1027-1042.
- 28) Han, H.; Bai, J.; Ma, G. and Yan, J. (2020). Vegetation Phenological Changes in Multiple Landforms and Responses to Climate Change, *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(2) 111.
- 29) Hanes, J. M.; Liang, L. and Morisette, J. T. (2013). Land surface phenology, In *Biophysical applications of satellite remote sensing*, Springer, Berlin, Heidelberg.
- 30) Hird, J. N. and McDermid, G. J. (2009). Noise reduction of NDVI time series: An empirical

- comparison of selected techniques, *Remote Sensing of Environment*, 113(1): 248-258.
- 31) Jonsson, P. and Eklundh, L. (2002). Seasonality extraction by function fitting to time-series of satellite sensor data, *IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(8): 1824-1832.
 - 32) Jönsson, P. and Eklundh, L. (2004). TIMESAT—a program for analyzing time-series of satellite sensor data, *Computers & geosciences*, 30(8): 833-845.
 - 33) Kandasamy, S. and Fernandes, R. (2015). An approach for evaluating the impact of gaps and measurement errors on satellite land surface phenology algorithms: Application to 20 years NOAA AVHRR data over Canada, *Remote Sensing of Environment*, 164: 114-129.
 - 34) Karkauskaite, P.; Tagesson, T. and Fensholt, R. (2017). Evaluation of the plant phenology index (PPI), NDVI and EVI for start-of-season trend analysis of the Northern Hemisphere boreal zone, *Remote Sensing*, 9(5): 1:21
 - 35) Kowalski, K.; Senf, C.; Hostert, P. and Pflugmacher, D. (2020). Characterizing spring phenology of temperate broadleaf forests using Landsat and Sentinel-2 time series, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 92: :118.
 - 36) Lara, B. and Gandini, M. (2016). Assessing the performance of smoothing functions to estimate land surface phenology on temperate grassland, *International Journal of Remote Sensing*, 37(8): 1801-1813.
 - 37) Ma, X.; Huete, A.; Yu, Q.; Coupe, N. R.; Davies, K.; Broich, M. ... and Eamus, D. (2013). Spatial patterns and temporal dynamics in savanna vegetation phenology across the North Australian Tropical Transect, *Remote sensing of Environment*, 139: 97-115.
 - 38) Melaas, E. K.; Friedl, M. A. and Zhu, Z. (2013). Detecting interannual variation in deciduous broadleaf forest phenology using Landsat TM/ETM+ data, *Remote Sensing of Environment*, 132: 176-185.
 - 39) Richardson, A. D.; Anderson, R. S.; Arain, M. A.; Barr, A. G.; Bohrer, G.; Chen, G. ... and Xue, Y. (2012). Terrestrial biosphere models need better representation of vegetation phenology: results from the North American Carbon Program Site Synthesis, *Global Change Biology*, 18(2): 566-584.
 - 40) Sakamoto, T.; Yokozawa, M.; Toritani, H.; Shibayama, M.; Ishitsuka, N. and Ohno, H. (2005). A crop phenology detection method using time-series MODIS data, *Remote sensing of environment*, 96(3-4): 366-374.
 - 41) Samarawickrama, U.; Piyaatne, D. and Ranagalage, M. (2017). Relationship between NDVI with Tasseled cap Indices: A Remote Sensing based Analysis, *IJIRT*, 3(12): 13-19.
 - 42) Shao, Y.; Lunetta, R. S.; Wheeler, B.; Iames, J. S. and Campbell, J. B. (2016). An evaluation of time-series smoothing algorithms for land-cover classifications using MODIS-NDVI multi-temporal data, *Remote Sensing of Environment*, 174: 258-265.
 - 43) St Peter, J.; Hogland, J.; Hebblewhite, M.; Hurley, M. A.; Hupp, N. and Proffitt, K. (2018). Linking phenological indices from digital cameras in Idaho and Montana to MODIS NDVI, *Remote Sensing*, 10(10) 1601:1612.
 - 44) Tucker, C. J. (1979). Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation, *Remote sensing of Environment*, 8(2): 127-150.
 - 45) White, M. A.; de Beurs, K. M.; Didan, K.; Inouye, D. W.; Richardson, A. D.; Jensen, O. P. ... and Lauenroth, W. K. (2009). Intercomparison, interpretation, and assessment of spring phenology in North America estimated from remote sensing for 1982–2006, *Global Change Biology*, 15(10): 2335-2359.
 - 46) You, X.; Meng, J.; Zhang, M. and Dong, T. (2013). Remote sensing-based detection of crop phenology for agricultural zones in China using a new threshold method, *Remote Sensing*, 5(7): 3190-3211.
 - 47) Zhang, X.; Schaaf, C. B.; Friedl, M. A.; Strahler, A. H.; Gao, F. and Hodges, J. C. (2002). MODIS tasseled cap transformation and its utility, In *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Vol. 2, PP. 1063-1065.
 - 48) Zhu, L. and Meng, J. (2015). Determining the relative importance of climatic drivers on spring phenology in grassland ecosystems of semi-arid areas, *International journal of biometeorology*, 59(2): 237-248.
 - 49) Aghababaei, M.; Ebrahimi, A.; Tahmasebi, P. (2018). Comparison of vegetation indices and

- Tassled cap Transformation in estimating soil organic carbon content using Landsat 8 -OLI sensor images in semi-steppe rangelands, *Remote Sensing and Geographic Information System in Natural Resources*, 9(3): 85-99.
- 50) Ghamghami, M.; Ghahreman, N.; Ghorbani, K. and Irannejad, P. (2017). Application of Multi-Time Satellite Images in Improving the Accuracy of Corn Phenology Prediction Models, *Iranian Soil and Water Research*, 48 (1): 11-24.
- 51) Heydari Beni, M.; Yazdanpanah, H. and Mehnatkesh, A. (2018). Investigating the effects of climate change on canola yield and phenological stages (Case study: Chaharmahal and Bakhtiari province), *Natural Geography Research*, 50 (2): 373-389.
- 52) Pourghlam Amiji, M.; Ansari Qujqar, M.; Bazrafshan, J.; Liaqat, A. and Iraqi Nejad, Sh. (2020). Comparison of the performance of SARIMA and Holt-Winters time series models with artificial intelligence methods in predicting dust storms (Case study: Sistan and Baluchestan province), *Natural Geography Research*, 52 (4): 567-587.
- 53) Qaemi, M.; Sanaei Nejad, S. H.; Astarai, A. and Mir Hosseini, P. (2010). Study and comparison of different vegetation indices using ETM satellite images for vegetation studies in Neishabour plain, Khorasan Razavi, *Iranian Journal of Crop Research*, 8 (1): 128-137.
- 54) Raiegani, B.; Arzani, H.; Heidari Alamdarloo, A. and Moghaddami, M. M. (2019). Application of remote sensing to evaluate climate change on plant production and phenology (study area: Tehran province), *Range*, 13(3): 450-460.
- 55) Raiegani, B. (2019). Identification of potential centers of dust production using remote sensing data (Case study: Alborz province), *Natural hazards*, 8 (20): 1-20.
- 56) Rigi, M.; Piri Sahragard, H., Dehmardeh Qaleh, M. and Shahraki, A. (2018). Evaluation of Land Use Changes Using Remote Sensing Data (Case Study: Nokabad Watershed, Khash County), *Geography*, 16(59): 191-204.
- 57) Zanganeh, M.; Safaei, M. J. and Samiei, M. (2019). Research on the empowerment approach for organizing informal settlements (Case study: Torbat-e Heydariyeh), *Geography*, 17(62): 191-205.