

Smoothing methods for NDVI Tim-series Reconstruction and phenological Estimation of Landsat 8

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

- 1- PhD Student of Geographical Sciences and Planning, University of Isfahan, Isfahan, Iran.
- 2- Associate Professor of Geographical Sciences and Planning, University of Isfahan, Isfahan, Iran.
- 3- Associate Professor of Civil Engineering and Transportation, University of Isfahan, Isfahan, Iran.

Received: 30 August 2021

Accepted: 24 February 2022

Extended Abstract

Introduction

Many methods have been developed to identify phenological events based on remote sensing data. Most methods for detecting phenological events involve two basic steps; (1) Generate time series from satellite data (2) Use time series to determine phenological events based on relational sets. The first step involves building the time series of each indicator based on remote sensing data and smoothing the data to reduce noise and produce a smoother time series. But this time series is affected by clouds, humidity, and weather, disrupting the signals received by satellite sensors. Many time series reconstruction methods have been used to reconstruct disturbed satellite signals. Recently, widely used methods such as Savitsky-Goli filter (S-G), least squares for Gaussian asymmetric functions (AG), and Double logistics (DL) functions have been used. In previous studies, many researchers have concluded that the performance of smoothing methods in estimating plant phenology, spatially and temporally, due to bias and random errors due to clouds and plant type and physical conditions of the environment, no single method of performance Does not display superior. The purpose of this study is to evaluate three time series smoothing methods, using statistical criteria and phenological parameters extracted from the NDVI Index obtained from Landsat 8 satellite images.

Methodology

In this study, phenological parameters of the start of the season (SOS) and end of the season (EOS) for rapeseed vegetation growing season in Chaharmahal and Bakhtiari province, Farokhshhar region obtained from observational data and NDVI index of Landsat 8 satellite images in the period 2018-2016 were used. To smooth the data and extract the phenological parameters of the start of the season and the end of the season of satellite images, Savitsky-Goli filter, least squares for Gaussian asymmetric functions (AG), and double logistic functions (DL) in TIMESAT software were used. In all methods, the adaptation to the upper envelope with the raw NDVI time series was used to reduce bias. In the Savitsky-Goli method, in addition to adapting the upper envelope, the window size parameter (r) was also used. Pearson correlation coefficient and root mean square error (RMSE) were used to compare the output of the time

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

series of smoothing functions and raw time series of NDVI.

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 S-G model compared to the raw time series of the NDVI index had the lowest root mean square error (RMSE = 0.342) and the highest correlation ($r = 0.98$) 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 NDVI 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-seasonal, such as the recession stage (dormancy).

Evaluation of smoothed time series in estimating phenological parameters: The results showed that in estimating the start and end of the season (SOS / EOS), the output of the DL model is more accurate than the output of S-G and AG models. Compared to observational data, the output of all models has a time delay in estimating the EOS. Overall, the DL model performed better in estimating the SOS and EOS phenology parameter with 1 and 9-day differences with observational data respectively. 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 NDVI 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 NDVI 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) is more suitable for reconstructing the raw time series of the NDVI index compared to the time series that produced the smallest RMSE. The DL model performed better in estimating the SOS and EOS phenology parameter. In SOS estimation, the S-G model performs worse than the AG and DL functions. The efficiency of any smoothing method depends on the choice of parameters. For example, the use of an 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.

Conclusion

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 and the DL function show the best performance for estimating SOS and EOS phenological parameters.

Keywords: Start of the season (SOS), End of the season (EOS), Smoothing methods, NDVI, TIMESAT

ارزیابی روش های هموارسازی برای بازسازی سری زمانی NDVI و برآورد فنولوژی از داده های ماهواره لندست ۸*

اکبر میراحمدی - دانشجوی دکتری ژئوموفولوژی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران.
حجت اله یزدان پناه^۱ - دانشیار ژئوموفولوژی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران.
مهدی مومنی شهرکی - دانشیار گروه مهندسی نقشه برداری، دانشگاه اصفهان، ایران.

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۱۲/۰۵

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۶/۰۸

چکیده

سری های زمانی شاخص های گیاهی سنجش از دور امکان ارزیابی فنولوژی گیاهان را در سطح زمین فراهم کرده است، اما این سری زمانی توسط ابرها و رطوبت و هواویزها تحت تأثیر قرار می گیرند و باعث ایجاد نوفه در سیگنال های دریافتی سنسورهای ماهواره ای می شوند. برای برطرف کردن این مشکل، چندین تابع هموارسازی داده ها برای حذف نوفه استفاده می شود که به دلیل اختلاف نظر در مورد عملکرد آنها، مقایسه بین آنها لازم است. پارامترهای فنولوژیکی مشتق شده از ماهواره به طور خاص اطلاعاتی در مورد فنولوژی یک گیاه، گونه ها یا فازهای آن (به عنوان مثال، باز شدن جوانه، ظهور برگ، باز شدن برگ و گلدهی) ارائه نمی دهند. شاخص های گیاهی سنجش از دور معمولاً قادر به تخمین چند پارامتر فنولوژیکی مانند شروع فصل (SOS)، پایان فصل (EOS) هستند. هدف این پژوهش، ارزیابی سه روش هموارسازی سری های زمانی، با استفاده از معیارهای آماری، داده های درجا و پارامترهای فنولوژی استخراج شده از شاخص تفاضل نرمال شده پوشش گیاهی (NDVI) حاصل از تصاویر ماهواره لندست ۸، از مزرعه کلزا واقع در منطقه فرخ شهر استان چهارمحال و بختیاری، است. روش های هموارسازی توسط بسته نرم افزاری TIMESAT استفاده شد که شامل روش های ساویتزکی - گولی (S-G)، تابع نامتقارن گاوسی (AG) و تابع لجستیک دوگانه (DL) است. نتایج نشان داد که در صورت استفاده بهینه از پارامترهای هموارسازی، روش هموارسازی S-G در بازسازی سری های زمانی از دقت بیشتری ($r = 0.98$) نسبت به سایر روش ها برخوردار است. همچنین نتایج نشان داد که معیار آماری ضریب همبستگی پیرسون در مقایسه با مجذور میانگین مربعات خطا شاخص قوی تر برای بازسازی سری های زمانی است. در برآورد پارامترهای فنولوژی نیز، تابع هموارسازی DL با اختلاف برآورد یک روز برای آغاز فصل (SOS) و ۹ روز برای پایان فصل (EOS)، کمترین میزان خطا را با داده های فنولوژی مشاهداتی داشت.

واژگان کلیدی: آغاز فصل (SOS)، پایان فصل (EOS)، روش های هموارسازی NDVI، نرم افزار TIMESAT

*. این مقاله برگرفته از رساله دکتری آقای میراحمدی به راهنمایی نویسنده دوم و مشاوره نویسنده سوم در دانشگاه اصفهان می باشد.

مقدمه

فنونلژی، مطالعه و بررسی چرخه‌های زندگی گیاهان و جانوران و تعامل آنها با آب و هوا و دیگر محرک‌های محیطی است (Ma et al, 2013: 1). مشاهدات فنونلژیکی با استفاده از دو رویکرد اصلی: (۱) شبکه‌های مشاهدات زمینی و (۲) سنجش از دور ماهواره‌ای (Melaas et al, 2013: 1) جمع‌آوری می‌شود. روش‌های فراوانی برای شناسایی وقایع فنونلژی براساس داده‌های سنجش از دور توسعه یافته است. بیشتر روش‌ها برای تشخیص وقایع کلیدی فنونلژی شامل دو مرحله اساسی می‌باشد؛ (۱) گسترش شاخص‌های گیاهی استخراج شده از داده‌های ماهواره به سری زمانی، (۲) استفاده از سری زمانی برای تعیین وقایع فنونلژیک بر پایه مجموعه‌ای از قوانین و روابط. مرحله اول شامل ساخت سری زمانی هر شاخص برپایه داده‌های سنجش از دور و هموارکردن داده‌ها برای کاهش نوفه و تولید سری زمانی هموارتر است (You et al, 2013: 3).

دقت سری‌های زمانی شاخص‌های پوشش گیاهی سنجش از دور ماهواره‌ای برای نظارت طولانی مدت روی گیاهان، به ویژه برای مطالعات فنونلژی گیاهی (Cai et al, 2017: 1) حیاتی است. اما سیگنال‌های دریافت‌شده توسط سنجنده‌های ماهواره‌ای متاثر از نوفه‌های ناشی از داده‌ها، اثرات بازتاب ناهمسان، خطاهای الکترونیکی، خطاهای ناشی از نمونه‌برداری، اتمسفر و ابرها هستند (Goward et al, 1991) به منظور بازسازی مسیر رشد فصلی گیاهان از سیگنال‌های ماهواره‌ای نوفه‌دار، بسیاری از روش‌های بازسازی سری‌های زمانی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. اخیراً از روش‌های پرکاربرد مانند: پالایشگر ساویتزکی- گولی (Chen et al, 2004: 2)، حداقل مربعات متناسب با توابع نامتقارن گاوسی (Jonsson & Eklundh) و توابع لجستیک دوگانه (Beck et al, 2006: 5) و تغییرات هموارسازی اسپلین (Bradley et al, 2007: 4) و تبدیل موجک (Sakamoto et al, 2005: 2) استفاده شده است.

سری‌های زمانی هموارشده از شاخص‌های گیاهی سنجش از دور ماهواره‌ای یک منبع مهم داده برای تخمین فنونلژی گیاهان است (Richardson et al, 2013: 1).

در این راستا وایت و همکاران^۱ (۲۰۰۹)، روش‌های مختلف بازبایی فنونلژی را با مجموعه داده‌های NDVI حاصل از ماهواره (AVHRR) در آمریکای شمالی مقایسه کردند و به این نتیجه رسیدند که اگر چه روش‌های هموارسازی اعمال شده بر NDVI ماهواره‌ای، عموماً می‌توانند پوشش گیاهی را ثبت کنند، اما هیچ روشی در مجموع، بهتر از بقیه نیست. آتکینسون و همکاران^۲ (۲۰۱۲)، چن و همکاران^۳ (۲۰۱۳) و کای و همکاران^۴ (۲۰۱۷)، به این نتیجه رسیدند که عملکرد روش‌های هموارسازی در برآورد فنونلژی گیاهان، به لحاظ مکانی و زمانی متفاوت است، و به دلیل بایاس و خطاهای تصادفی ناشی از ابرها، هیچ روش یگانه‌ای عملکرد برتر را به نمایش نمی‌گذارد. کانگ و همکاران^۵ (۲۰۱۳)، استدلال کردند که دلیل پیدا نکردن بهترین روش می‌تواند تعاریف متفاوتی از پارامترهای فنونلژی باشد. کندامزی و فرناندز^۶ (۲۰۱۵) تاکید کردند که عملکرد روش‌های هموارسازی مختلف بستگی به شرایط سطح زمین و چگونگی شفافیت آسمان دارد.

کوالسکی و همکاران^۷ (۲۰۲۰: ۷)، با استفاده از سری‌های زمانی شاخص‌های EVI و NDVI حاصل از لندست ۸ و استفاده از دو روش هموارسازی (لجستیک و اسپلین) به توصیف فنونلژی جنگل‌های پهن برگ مناطق معتدله پرداختند و نشان دادند که انتخاب شاخص گیاهی تاثیر بیشتری نسبت روش‌های هموارسازی در برآورد فنونلژی دارند. ققمقامی و همکاران (۱۳۹۶)، برای هموارسازی سری‌های زمانی شاخص‌های گیاهی مورد استفاده در تحقیق خود از روش‌های

1. White et al
2. Atkinson et al
3. Chen et al
4. Cai et al
5. Cong et al
6. Kandasamy & Fernandes
7. Kowalski et al

لجستیک دوگانه و رگرسیون وزنی استفاده کردند و نشان دادند که نتایج حاصل از ترکیب دو روش هموارسازی انطباق بیشتری با داده‌های خام دارند. اگرچه پارامترهای فنولوژی سنجش از دور ارزیابی پویایی پوشش گیاهی را در مقیاس وسیع تسهیل می‌کنند، اما آنها با داده‌های فنولوژی مشاهداتی متفاوت هستند. برخلاف داده‌های فنولوژی مشاهداتی، که معمولاً زمان بندی فنوفازهای خاص برای گیاهان را شامل می‌شود، معیارهای فنولوژی سنجش از دور، نشان دهنده زمان تغییرات انعکاس پرتوهای الکترومغناطیس است که توسط فعالیت کل پوشش گیاهی در واحد منطقه‌ای توسط سنجنده-های ماهواره‌ای اندازه‌گیری می‌شود، بنابراین، معیارهای فنولوژی مشتق از ماهواره به طور ویژه اطلاعاتی در مورد فنولوژی یک گیاه منفرد، گونه‌ها یا فنوفازهای آنها (به عنوان 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).

رایگان و همکاران (۱۳۹۸)، به استخراج پارامترهای فنولوژیکی پوشش گیاهی طبیعی و تغییرات آن در استان تهران به کمک سری‌زمانی داده‌های شاخص NDVI حاصل از سنجنده مودیس و نرم افزار TIMESAT پرداختند. نتایج پژوهش آنها آشکار ساخت که در قسمت‌های شمالی استان تهران، آغاز فصل رویش افزایش و طول فصل رویش گیاهان کاهش یافته است. در حالی که در قسمت‌های جنوبی، به ویژه در جنوب غرب تهران، کاهش در آغاز فصل و افزایش در طول فصل رشد اتفاق افتاده است. در پژوهشی دیگر زارع خورمیزی و غفاریان المبری (۱۳۹۹)، به بررسی تغییرات پارامترهای فنولوژیکی پوشش گیاهی ایران در پاسخ به تغییرات اقلیمی با استفاده از داده‌های سری زمانی شاخص NDVI سنجنده AVHRR در دوره زمانی ۱۹۸۲ تا ۲۰۱۸ پرداختند و نتایج پژوهش آنها نشان داد که در ارتفاعات البرز و زاگرس زمان آغاز فصل رشد نسبت به مناطق پست، دیرتر وقوع می‌یابد. در مناطق پست حاشیه خلیج فارس پارامترهای پایان فصل رشد و طول فصل رشد تقریباً به ترتیب به میزان ۴۰ و ۴۴ روز افزایش یافته است.

با توجه به تنوع نتایج و عدم اجماع در مورد روش‌های هموارسازی، ارزیابی کیفیت عملکردهای هموارسازی باید برای هر شاخص گیاهی و محصول انجام شود. از این نظر، اهداف این مقاله ارزیابی و تجزیه و تحلیل عملکرد توابع هموارسازی مختلف موجود در نرم‌افزار TIMESAT و تأثیرات آنها در برآورد پارامترهای فنولوژیکی آغاز فصل (SOS) و پایان فصل (EOS) محصول کلزا می‌باشد. بدین منظور، ابتدا سری‌های زمانی خام شاخص NDVI 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 هموار شده، عملکرد سه روش هموارسازی داده‌ها را از دو جنبه مقایسه خواهد شد:

- ❖ توانایی حذف نوفه‌ها و حفظ روند پویایی محصول،
- ❖ دقت در برآورد پارامترهای فنولوژیکی محصول براساس مشاهدات زمینی.

روش پژوهش

داده‌های فنولوژیکی گیاه کلزا

1. Start of Season
2. End of Season
3. Length of Season
4. Operational Land Imager

در این پژوهش مراحل فنولوژی گیاه کلزا در مزرعه مورد مطالعه بصورت مشاهدات بصری و با کمک تصاویر دوربین گوشی هوشمند از مرحله کاشت- ۲۵ شهریور ۱۳۹۶- تا مرحله برداشت - ۲۰ خردادماه ۱۳۹۷- در هفته دوبار در روزهای شنبه و سه شنبه حدود ساعت ۱۱:۳۰ استخراج شد. برخی از مراحل فنولوژیکی گیاه کلزا در (شکل ۱) نمایش داده شده است.



شکل شماره ۱. مراحل فنولوژی گیاه کلزا: a (کاشت) - b (رزت) - c (رکود) - d (رویش مجدد) - e (گلدهی) - f (تشکیل غلاف) - g (رسیدن)

تصاویر ماهواره لندست ۸ و سنجنده OLI

تصاویر ماهواره لندست ۸ و سنجنده OLI مربوط به گذر شماره ۱۶۴ و ردیف ۳۸ را طی سال‌های ۲۰۱۸ - ۲۰۱۶ از زمان کشت (اواخر شهریور ماه) تا زمان برداشت (اواخر خرداد ماه) محصول کلزا - شامل ۴۵ تصویر سالم- از تارنمای سازمان زمین‌شناسی آمریکا^۱ دانلود گردید. این داده‌ها دارای سطح پردازش LIT^۲ هستند که تصحیحات هندسی در آنها اعمال شده است (ریگی و همکاران، ۱۳۹۷: ۵). تصحیح اتمسفری با استفاده از الگوریتم FLAASH^۳ توسط نرم‌افزار ENVI^۴ انجام گرفت. برای محاسبه شاخص‌های گیاهی، مقدار عددی پیکسل (DN) باید به تصویر بازتابش بالای اتمسفر (TOA) تبدیل شوند. تبدیل DN به تصویر TOA بر اساس روشی که در کتابچه راهنمای کاربران ماهواره لندست ۸ شرح داده شده بود، انجام گرفت (-<https://www.usgs.gov/media/files/landsat-8-data-users-handbook>).

شاخص تفاضل نرمال شده پوشش گیاهی (NDVI)

شاخص NDVI شاخصی پایه برای تعیین دیگر متغیرهای پوشش گیاهی است که برتری آن نسبت به دیگر شاخص‌ها این است که تفاضل بین بیشینه جذب در ناحیه قرمز ناشی از رنگدانه‌های کلروفیل و بیشینه بازتاب در ناحیه فرو سرخ ناشی از ساختار سلولی برگ را مشخص می‌کند (نساجی‌زواره و همکاران، ۱۳۹۵: ۹). این شاخص بر اساس رابطه (۱) محاسبه می‌شود.

$$\text{NDVI} = \frac{\rho_{\text{nir}} - \rho_{\text{red}}}{\rho_{\text{nir}} + \rho_{\text{red}}} \quad \text{رابطه (۱)}$$

در این رابطه ρ_{nir} بازتاب در ناحیه فروسرخ نزدیک و ρ_{red} بازتاب در ناحیه قرمز است (کرمپور و همکاران، ۱۳۹۸: ۴).

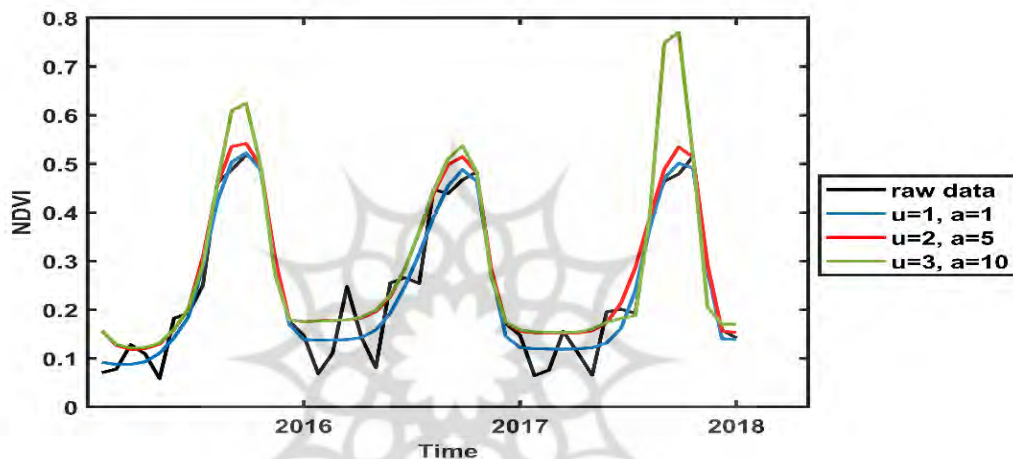
نرم افزار TIMESAT 3.3

1. <https://earthexplorer.usgs.gov>
2. Level 1 Terrain-corrected
3. Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes
4. The Environment for Visualizing Image
5. Digital Number
6. Top of Atmosphere

نرم افزار Timesat برای به دست آوردن 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 کد گذاری شده است (Eklundh & Jönsson, 2017: 5). این بسته نرم‌افزاری شامل چندین روش برای برازش داده‌های سنجش از راه دور از جمله پالایشگر انطباقی ساویتزکی - گولی، توابع گاوسی نامتقارن^۲ و لجستیک دوگانه^۳ است.

روش‌های هموارسازی

سه روش هموارسازی شامل: (۱) انطباقی ساویتزکی-گولی (S-G)، (۲) برازش حداقل مربعات^۴ با توابع نامتقارن گاوسی (AG) و (۳) توابع لجستیک دوگانه (DL) را انتخاب کرده‌ایم. انطباق با حد بالایی برازش^۵ رایگانی و همکاران، (۱۳۹۸: ۴) سری زمانی خام NDVI برای همه روش‌های هموارسازی به منظور کاهش بایاس منفی (به علت پوشش ابر و یا شرایط جوی نامناسب) لحاظ می‌شود (جانسون و ایکلود، ۲۰۰۴: ۲) (شکل ۳).



شکل شماره ۲. نمونه‌هایی از تأثیر تغییر پارامترها برای انطباق با حد بالایی برازش در TIMESAT با استفاده از برازش با تابع نامتقارن گاوسی (AG). تعداد تکرارها (u) و قدرت انطباق (a)، داده‌های خام شاخص NDVI (raw data).

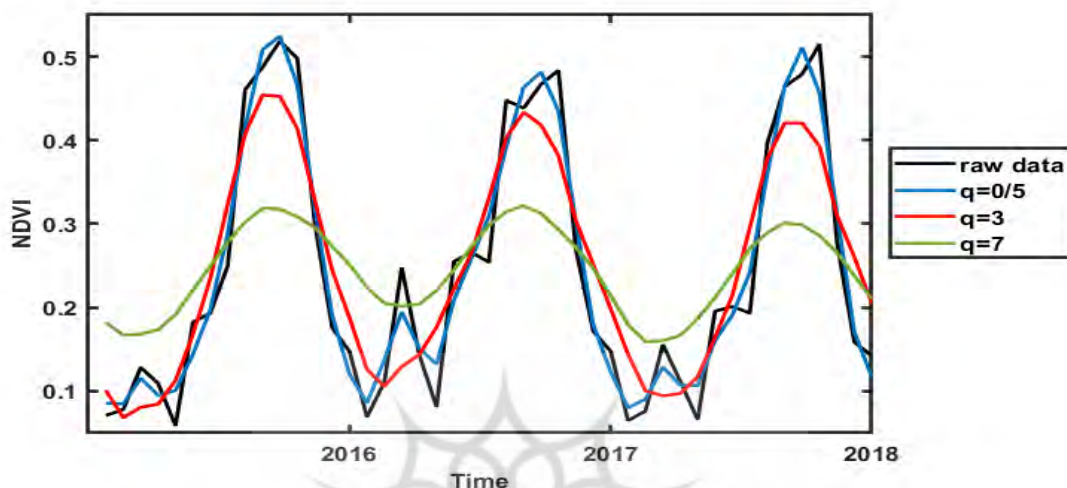
تطبيق با حد بالایی برازش، با تولید مکرر منحنی‌های جدید و با دادن وزن به نقاطی که مقادیر پایین‌تر از منحنی هموار شده قبلی دارند، تابع هموارساز را به حد بالایی برازش سری زمانی خام NDVI نزدیک می‌کند (Chen et al, 2004: 5). انطباق با حد بالایی برازش در نرم‌افزار TIMESAT با دو پارامتر:

- ❖ تعداد تکرارها (u): برای تغییر وزن
- ❖ قدرت انطباق (a): برای تنظیم دقیق قدرت وزن پوشش بالایی در هر تکرار، تعیین می‌شود.

روش هموارسازی ساویتزکی - گولی (S-G)

8. adaptive Savitzky-Golay filtering
9. Asymmetric Gaussian functions
10. double logistic functions
1. least-squares fits
2. Upper envelope
3. Jönsson & Eklundh

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 چند جمله‌ای 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 بصورت پیشفرض وجود دارد، یعنی $r = 2q + 1$ است (جدول ۱)، که در آن q تعداد گام‌های زمانی از راست یا چپ نقطه میانی است (Cai et al, 2017: 5). (شکل ۳).



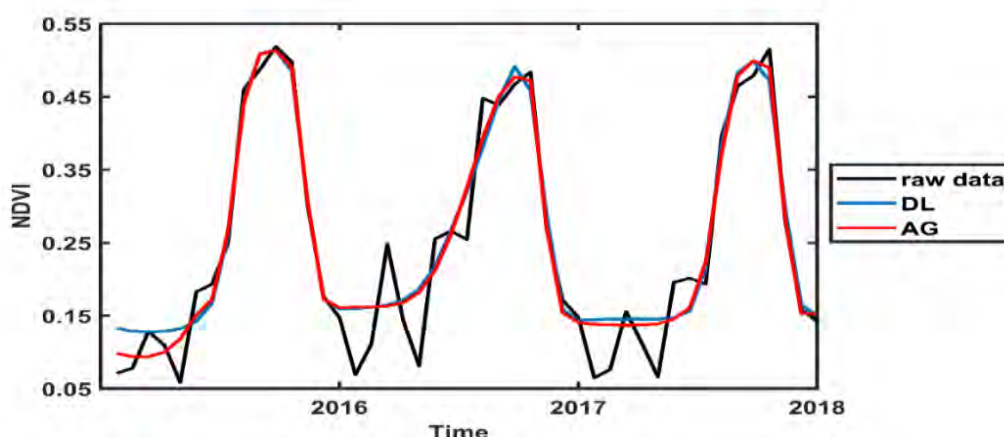
شکل شماره ۳. نمونه‌هایی از منحنی‌های هموارسازی سائوتزکی - گولی (S-G) با اندازه‌های مختلف پنجره ($r = 2q + 1$). داده‌های خام شاخص NDVI (raw data).

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 (r)	تعیین اندازه نصف پنجره (q) برای پالایشگر S-G. مقادیر بزرگتر، هموارسازی بیشتر	-	۱۵-۲

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

الگوریتم گوسی نامتقارن (AG) برای برازش داده‌های سری‌های زمانی به طور عمده به پارامترهای زمان حداقل یا حداکثر NDVI، پهنا و سطح سمت راست تابع، و پهنا و سطح سمت چپ تابع تکیه دارد. 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 (Shao et al, 2016: 3). (شکل ۵). برای اطلاعات بیشتر در مورد الگوریتم‌ها و روش‌های هموارسازی ذکر شده می‌توان به مقالات (Lara & Gandini, 2016; Eklundh & Jönsson, 2002; Beck et al, 2006; Chen et al, 2004) رجوع کرد.



شکل شماره ۴. نمونه هایی از برازش حداقل مربعات با توابع نامتقارن گاوسی (DL) و لجستیک دوگانه (AG)

ارزیابی آماری (سری زمانی خام شاخص NDVI در مقابل سری زمانی هموارشده)

عملکرد توابع هموارسازی با استفاده از معیارهای آماری خطای مجذور میانگین مربع (RMSE) و ضریب همبستگی پیرسون (r) ارزیابی می‌شوند. خطای مجذور میانگین مربع و ضریب همبستگی پیرسون به ترتیب از رابطه (۲) و (۳) محاسبه می‌شوند:

$$\text{رابطه (۲)} \quad RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (NDVI_{obs} - NDVI_{fit})^2}{N}}$$

که در آن N تعداد داده‌ها، $NDVI_{obs}$ و $NDVI_{fit}$ به ترتیب مقادیر NDVI مشاهداتی و برازش داده شده‌اند (اسکندری دامنه و همکاران، ۱۳۹۹: ۱۱). روش هموارسازی که حداقل RMSE را تولید کند را می‌توان به عنوان دقیق‌ترین روش در نظر گرفت و همچنین دلالت بر بالاترین قابلیت هموارسازی را نشان می‌دهد (Cai et al, 2017: 8)

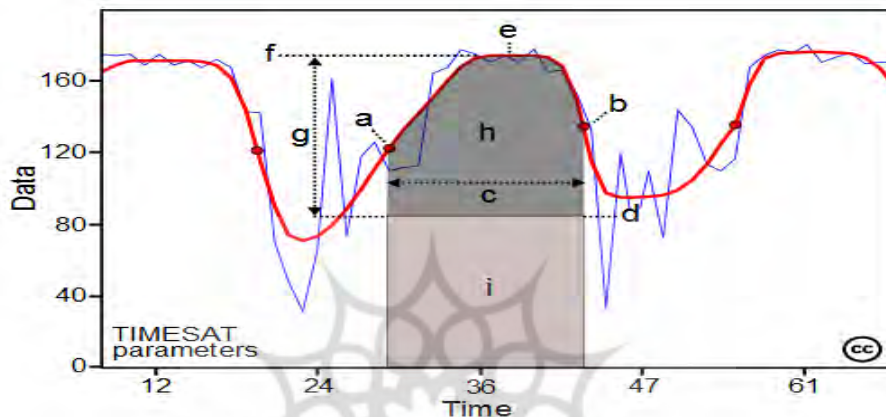
برای ارزیابی سری‌های زمانی تولید شده توسط مدل‌های مورد استفاده از آزمون همبستگی پیرسون (r) با سطح معنی‌داری $P < 0.05$ استفاده گردید. در این آزمون ابتدا مقدار سطح معنی‌داری دو متغیر بررسی می‌شود، اگر سطح معنی‌داری کمتر از مقدار مفروض باشد به این معنی است که بین دو متغیر همبستگی وجود دارد (زنگنه و همکاران، ۱۳۹۸: ۶). رابطه (۳) محاسبه ضریب همبستگی پیرسون را نشان می‌دهد که به طور کلی r نامگذاری می‌شود:

$$\text{رابطه (۳)} \quad r = \frac{N \sum obs_{fit} - \sum obs \sum fit}{\sqrt{(N \sum obs + (\sum obs)^2) (N \sum fit + (\sum fit)^2)}}$$

که در آن N تعداد نمونه، obs داده‌های خام شاخص NDVI و fit داده‌های سری زمانی هموارشده توسط مدل‌های مورد استفاده می‌باشد (کرمپور و همکاران، ۱۳۹۸: ۶).

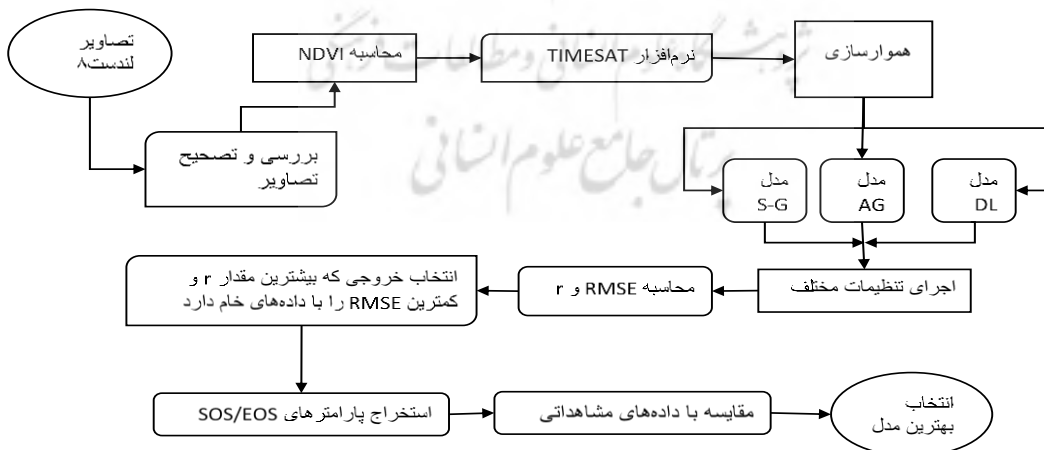
ارزیابی روش‌های هموارسازی در برآورد پارامترهای فنولوژی در مقایسه با فنولوژی مشاهداتی

علاوه بر ارزیابی عملکرد روش‌های هموارسازی برای بازسازی سری‌های زمانی، توانایی‌های آنها برای استخراج پارامترهای فنولوژیکی مورد ارزیابی قرار گرفت. پارامترهای فنولوژیکی آغاز فصل (SOS)، پایان فصل (EOS) بر اساس سری زمانی هموار شده شاخص NDVI توسط نرم افزار TIMESAT استخراج شد و سپس با داده‌های فنولوژی مشاهداتی مقایسه گردید. 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^۳ (۲۰۱۷) و لارا و گاندینی (۲۰۱۶) بر روی ۲۰٪ از دامنه تنظیم شد. خروجی پارامترهای فصلی نرم‌افزار تایمست در (شکل ۵) نمایش داده شده است. خلاصه اقدامات و محاسبات انجام گرفته در انجام این تحقیق بصورت فلوچارت در (شکل ۶) نمایش داده شده است.



شکل شماره ۵. پارامترهای فصلی تولید شده 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- در این پژوهش فقط از پارامترهای شروع و پایان فصل استفاده شده است-

منبع: (Eklundh & Jönsson, 2017: 9)



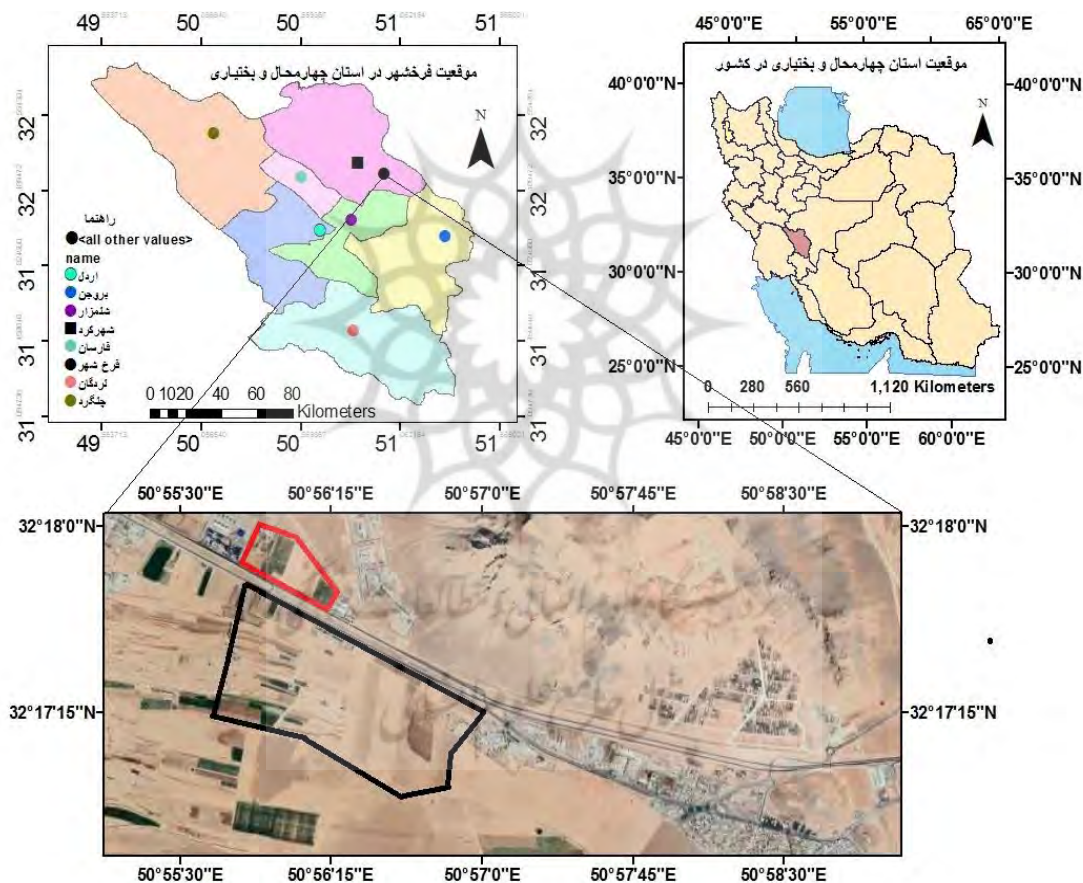
شکل شماره ۶. اقدامات و محاسبات انجام گرفته در انجام این تحقیق

محدوده مورد مطالعه

1. Start of Season
2. End of Season
1. Karkauskaite et al

منطقه مورد مطالعه، مزرعه تحقیقاتی متعلق به ایستگاه هواشناسی کشاورزی فرخشهر و مزرعه شرکت کشت و صنعت گل دره که در استان چهارمحال و بختیاری و در نزدیکی فرخشهر واقع شده است. مزرعه‌های مورد مطالعه با ارتفاع ۲۰۷۳ متر از سطح دریا در در گستره بین عرض‌های $33^{\circ} 17' 55'' - 33^{\circ} 17' 53''$ شمالی و طول‌های $50^{\circ} 57' 11'' - 50^{\circ} 57' 23''$ شرقی جای گرفته است (شکل ۱). مساحت مزرعه ایستگاه هواشناسی کشاورزی ۲۵ هکتار و مزرعه شرکت گل دره حدوداً ۱۰۰ هکتار می‌باشد و کلزا رقم OKAPI در آن کشت می‌شود.

با توجه به داده‌های هواشناسی ارائه شده توسط ایستگاه هواشناسی کشاورزی فرخشهر، میانگین دما و میزان بارندگی سالانه در منطقه مورد مطالعه به ترتیب برابر با $11/5^{\circ}C$ و 319 میلی‌متر است. فنولوژی گیاهان تحت تاثیر عواملی همچون دما، ارتفاع، بارش، نوع خاک، آبیاری و غیره قرار دارد (Cai et al, 2017: 8). این مزرعه پوشش گیاهی همگون را در اختیار ما قرار می‌دهد که در آن تأثیر عوامل ذکر شده به حداقل می‌رسد و دقت ارزیابی ما را از عملکرد روش‌های هموارسازی، افزایش می‌دهد.



شکل شماره ۷. منطقه مورد مطالعه

(مزرعه هواشناسی کشاورزی فرخشهر در کادر قرمز رنگ و مزرعه شرکت گل دره در کادر سیاه)

منبع: (نگارندگان)

ارزیابی سری‌های زمانی هموارشده بر اساس شاخص‌های آماری

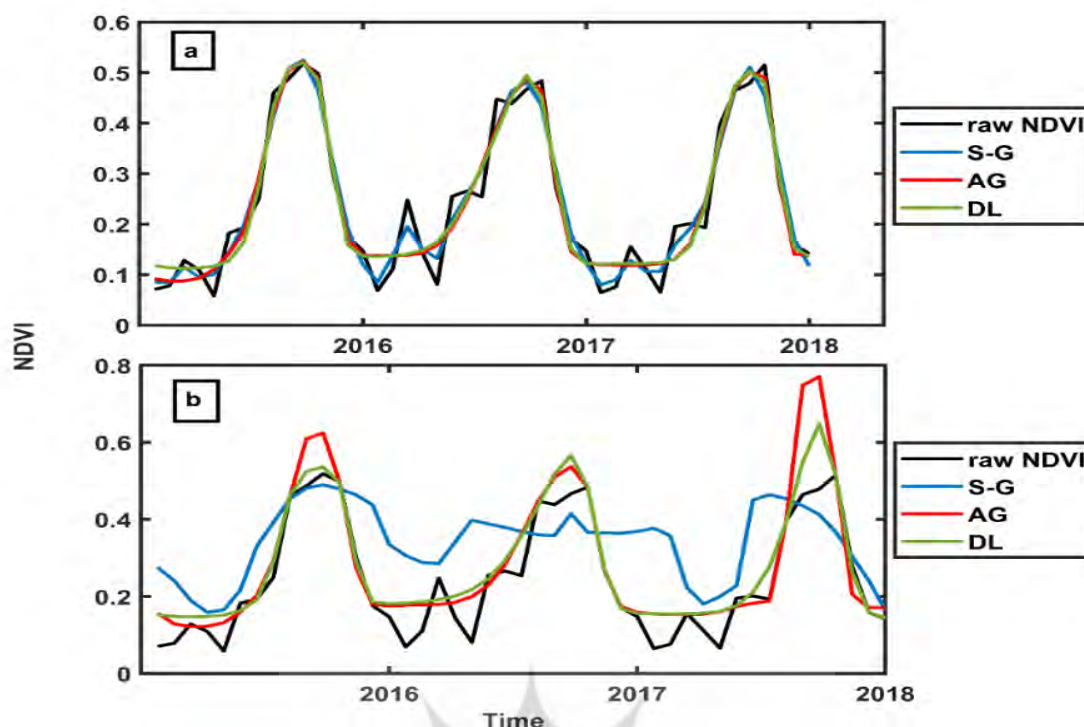
کمینه مقدار خطای مجذور میانگین مربع (RMSE) و بیشینه مقدار ضریب همبستگی پیرسون (r) برای ۴۸۰ اجرا با تنظیمات مختلف بین داده‌های خام سری زمانی شاخص NDVI ماهواره لندست ۸ و سری زمانی داده‌های هموارشده توسط مدل‌های مورد استفاده، در جدول (۲) آورده شده است. در بین مدل‌ها، کوچک‌ترین مقدار کمینه مجذور میانگین مربعات خطا ($RMSE = ۰/۳۴۲$) مربوط به سری زمانی مدل S-G و بزرگ‌ترین مقدار کمینه ($۰/۳۷۸$) مربوط به سری زمانی مدل DL می‌باشد. در حالت میانگین برای تمام خروجی‌های مدل‌ها نیز کوچک‌ترین مقدار ($RMSE = ۰/۳۸۱$) متعلق به مدل S-G و بزرگ‌ترین مقدار ($RMSE = ۰/۳۸۷$) متعلق به مدل DL می‌باشد. برای شاخص آماری ضریب همبستگی پیرسون، بزرگ‌ترین مقدار بیشینه همبستگی ($r = ۰/۹۸$; $p < ۰/۰۵$)، مربوط به سری زمانی مدل S-G و کوچک‌ترین مقدار بیشینه ($r = ۰/۹۶$; $p < ۰/۰۵$) همبستگی مربوط به سری زمانی مدل DL می‌باشد. یک مزیت مدل DL این است که میانگین ضریب همبستگی برای تمام اجراها و برای بهترین اجرا اختلاف بسیار ناچیزی دارند و می‌توان استنباط کرد که بر خروجی‌های این مدل، تنظیمات پارامترهای نرم‌افزار تاثیر چندانی ندارد.

شکل (۸) منحنی سری‌های زمانی هموارشده مدل‌ها بر اساس تنظیماتی که منجر به کوچک‌ترین مقدار RMSE و بزرگ‌ترین مقدار r را ارائه می‌دهند، نمایش داده شده است. در قسمت (a) منحنی سری‌های زمانی هموار شده توسط مدل‌های مورد استفاده در این پژوهش را نشان می‌دهد که دارای بزرگ‌ترین ضریب همبستگی پیرسون (r) با سری زمانی داده‌های خام شاخص NDVI هستند.

جدول شماره ۲. بهترین اجراهای مدل‌های هموارسازی بر اساس مقادیر کمینه خطای مجذور میانگین مربع (RMSE)، بیشینه ضریب همبستگی پیرسون (r) و تنظیمات مربوطه در نرم افزار TIMESAT

مدل	معیار آماری بهترین اجرا	میانگین تمام اجراها	تنظیمات بهترین اجرا
SG	RMSE	۰/۳۴۲	$q = ۷, u = ۳, a = ۵$
	r	۰/۹۸	$q = ۲, u = ۱, a = ۱$
AG	RMSE	۰/۳۶۴	$u = ۳, a = ۹$
	r	۰/۹۷	$u = ۱, a = ۲$
DL	RMSE	۰/۳۷۸	$u = ۳, a = ۵$
	r	۰/۹۶۲	$u = ۱, a = ۲$

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



شکل شماره ۸. سری های زمانی هموار شده توسط مدل های مورد استفاده در پژوهش در مقایسه با سری زمانی خام شاخص NDVI؛ (a) دارای بزرگترین مقدار ضریب همبستگی (r)؛ (b) دارای کوچکترین مقدار RMSE منبع: (نگارندگان)

در قسمت (b)، منحنی های سری های زمانی هموار شده با کوچکترین مقدار RMSE نشان می دهند که سری زمانی هموار شده توسط مدل S-G برازش مناسبی با سری زمانی خام شاخص NDVI ندارد و با افزایش پارمتر تنظیمی q در این مدل گرچه میزان RMSE کاهش می یابد اما منحنی تولید شده الگوی مناسبی از تغییرات داده های خام شاخص NDVI را نشان نمی دهد. برازش داده ها در دو مدل AG و DL از مدل S-G بهتر است اما در این دو مدل نیز سری های زمانی که کوچکترین RMSE را تولید کرده اند، بیش برآوردی بخصوص در مرحله بلوغ کلزا را نشان می دهند. در مجموع می توان نتیجه گرفت که برای بازسازی داده های سری های زمانی شاخص NDVI، 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 برخوردارند.

ارزیابی سری های زمانی هموار شده در برآورد پارامترهای فنولوژیکی

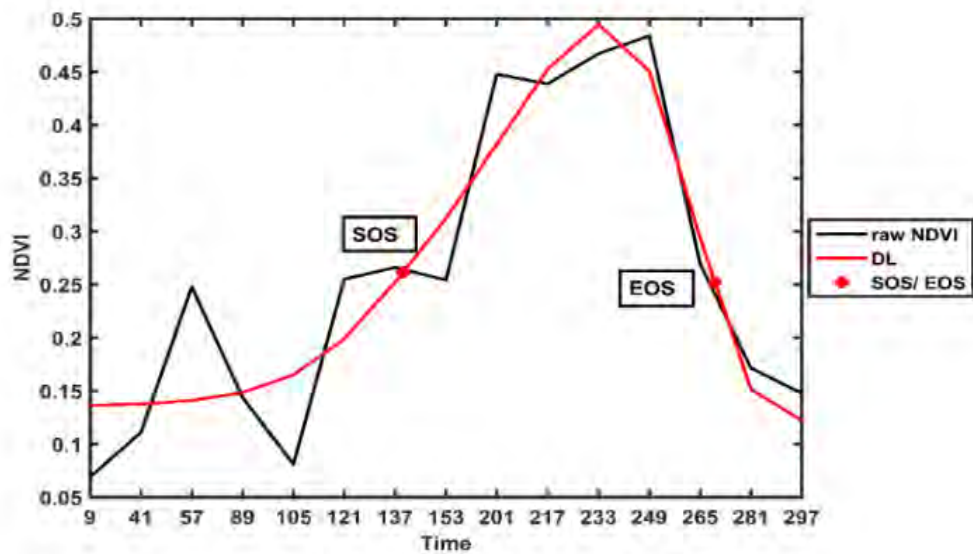
نتایج ارزیابی سری های زمانی هموار شده نشان داد که در مدل S-G سری زمانی که بزرگترین ضریب همبستگی پیرسون (r) را دارد، در برآورد پارامترهای فنولوژی آغاز فصل و پایان فصل نسبت به سری زمانی که RMSE کوچک تری دارند، عملکرد بهتری دارند. در مقابل، در مدل AG سری های زمانی که کوچکترین مقدار RMSE را دارند نسبت به سری های زمانی که بزرگترین ضریب همبستگی پیرسون (r) دارد، در برآورد آغاز فصل و پایان فصل عملکرد مناسبتری از خود نشان داد. در مدل DL، در برآورد آغاز فصل، سری زمانی که بزرگترین مقدار ضریب همبستگی پیرسون (r) را دارد، عملکرد مناسب تری دارد و در برآورد پایان فصل، سری زمانی که کوچکترین مقدار RMSE را دارد، عملکرد بهتری از خود نشان داد. نسبت به داده های مشاهده ای، مدل های S-G و AG در برآورد آغاز فصل (SOS) دارای تقدم زمانی و همه مدل ها در برآورد پایان فصل (EOS) دارای تاخیر زمانی هستند. (جدول ۳).

جدول شماره ۳. مقایسه برآورد پارامترهای فنولوژیکی کلزا در بهترین اجراهای مدل‌های هموارسازی بر اساس مقادیر کمینه خطای مجذور میانگین مربع (RMSE) و بیشینه ضریب همبستگی پیرسون (r) در نرم افزار TIMESAT با داده‌های مشاهداتی (علامت منفی نشان دهنده برآورد پیش رس و علامت مثبت نشان دهنده برآورد دیررس می‌باشد)

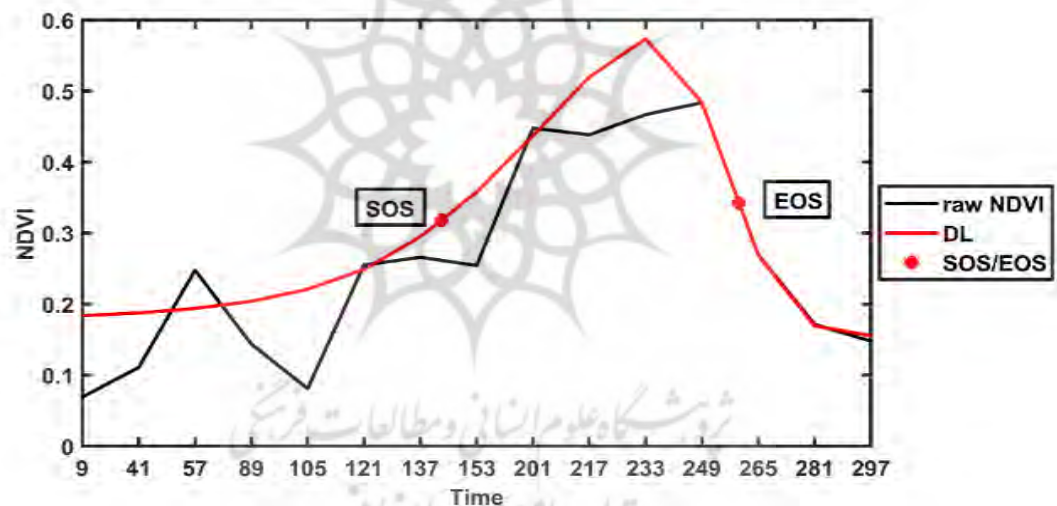
مدل	شاخص آماری	آغاز فصل (روز بعد از کاشت)	اختلاف با داده‌های مشاهداتی (روز)	پایان فصل (روز بعد از کاشت)	اختلاف با داده‌های مشاهداتی (روز)
S-G	RMSE= ۰/۳۴۲	۸۹	-۵۱	۲۸۱	۳۰
	r = ۰/۹۸	۱۳۰	-۱۰	۲۷۰	۱۹
AG	RMSE= ۰/۳۶۴	۱۳۷	-۳	۲۶۳	۱۲
	r = ۰/۹۷	۱۳۷	-۳	۲۶۵	۱۴
DL	RMSE= ۰/۳۷۸	۱۴۳	۳	۲۶۰	۹
	r = ۰/۹۶	۱۴۱	۱	۲۶۸	۱۷
مشاهداتی	-	۱۴۰	-	۲۵۱	-

منبع: (یافته‌های نگارندگان)

در مجموع، مدل DL از دو مدل دیگر در برآورد پارامترهای فنولوژی آغاز فصل و پایان فصل عملکرد بهتری از خود نشان داد، بگونه‌ای که در بین تمام خروجی‌های مدل‌ها، نزدیکترین برآورد آغاز فصل (روز اختلاف با SOS مشاهداتی) و پایان فصل (۹ روز اختلاف با EOS مشاهداتی) متعلق به این مدل می‌باشد. در شکل‌های (۹ و ۱۰) منحنی سری‌های زمانی که منجر به بهترین برآورد آغاز فصل و پایان فصل شده‌اند، نمایش داده شده است.



شکل شماره ۹. بهترین برآورد مدل های هموارسازی از پارامتر فنولوژیکی آغاز فصل (SOS). اعداد محور افقی نشان دهنده تعداد روز بعد کاشت محصول کلزا است.
منبع: نگارندگان)



شکل شماره ۱۰. بهترین برآورد مدل های هموارسازی از پارامتر فنولوژیکی پایان فصل (EOS). اعداد محور افقی نشان دهنده تعداد روز بعد کاشت محصول کلزا است.
منبع: نگارندگان)

در این مطالعه، ما نشان دادیم که سری های زمانی سه روش هموارسازی S-G، AG و DL تا چه اندازه ای در بازسازی سری های زمانی خام شاخص NDVI حاصل از سنجده OLI ماهواره لندست ۸ و برآورد پارامترهای فنولوژیکی 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 نشان داد که مدل انطباقی S-G برای بازسازی سری های زمانی خام نسبت به توابع AG و DL قوی تر عمل می کند و این به دلیل حساسیت این مدل نسبت به تغییرات کوچک در سری زمانی NDVI است. توابع AG و DL تمایل دارند که نوفه های موجود در قله ها و قعرهای یک سری زمانی را از بین ببرند.

نتایج حاصل با نتایج پژوهش‌های لارا و گاندینی (۲۰۱۶: ۱۱)؛ ایکلود و جانسون (۲۰۰۴: ۱۲) و جینگ و همکاران (۲۰۱۴: ۲۲) مشابه و با نتیجه مطالعه هیرد و مک درمیل (۲۰۰۹: ۱۰) در تضاد است. عملکرد مدل‌های AG و DL نتایج نسبتاً مشابهی را ارائه دادند و قضاوت اینکه کدام مدل قوی‌تر هستند، مشکل است و این موضوع در مطالعات بک و همکاران (۲۰۰۶)؛ هیرد و مک درمیل (۲۰۰۹: ۱۰)؛ آتکینسون و همکاران (۲۰۱۴: ۸)؛ ژو و منگ (۲۰۱۵) مورد تأیید قرار گرفته 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 شاخص NDVI مناسب‌ترند. در مورد پارامتر فنولوژیکی SOS، نتایج نشان می‌دهد که هر دو تابع AG و DL در نرم‌افزار TIMESAT برآورد مشابهی را ایجاد می‌کنند و این نتیجه توسط گائو و همکاران (۲۰۰۸: ۱) و رایگانی (۱۳۹۸: ۴۵۷) 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 پارامترهای فنولوژیکی برنز و همکاران (۲۰۲۰: ۶) و ژو و همکاران (۲۰۲۱: ۷)، به این نتیجه رسیدند که برآوردهای آغاز فصل (SOS) خطای کمتری نسبت به برآوردهای پایان فصل (EOS) از خود نشان می‌دهند. همه مدل‌ها میزان خطای بیشتری نسبت به SOS با توجه به داده‌های مشاهداتی از خود نشان می‌دهند. مشابه تحقیق سنت پیتر و همکاران (۲۰۱۸: ۱۱) تمامی روش‌های هموارسازی مورد استفاده در این پژوهش، EOS را نسبت به داده‌های مشاهداتی دیررس برآورد می‌کنند. همچنین نتایج نشان داد که هر دو تابع AG و DL در برآورد SOS نسبت به مدل S-G تاخیر زمانی و در برآورد EOS نسبت به مدل S-G تقدم زمانی دارند و این نتایج در مطالعه لارا و گاندینی (۲۰۱۶: ۱۱) نیز حاصل شده است.

از آنجا که هیچ روش یگانه‌ای وجود ندارد که آن را همیشه به عنوان 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. به عنوان مثال، استفاده از تکرارهای برازش حد بالایی به طور 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. انعطاف‌پذیری بالاتر به این معنی است که این روش توانایی تطبیق داده‌های ماهواره‌ای با داده‌های درجا را دارد. روش‌های تابع برازش AG و DL به دلیل حساسیت کمتر به پارامترهای تنظیمی، گزینه مقدم (برتر) برای هموارسازی داده‌ها با کیفیت پایین (به عنوان مثال دارای نوفه زیاد و داده‌های از دست رفته بسیار) است (کای و همکاران، ۲۰۱۷: ۱۴). با این حال، این روش‌ها در هنگام دادن جزئیات درون فصل از منحنی سری زمانی، محدودیت

1. Lara & Gandini
2. Eklundh L., Jönsson
3. Geng et al
4. Hird & McDermid
5. Beck et al
6. Atkinson et al
7. Zhu & Meng
8. Gao et al
9. Cai et al
10. Bornez et al
11. Zhou et al
12. St Peter
13. Lara & Gandini
14. Cai et al

دارند. برای نمونه، اگر چندین قله با ارتفاع متفاوت در طول فصل وجود داشته باشد(مانند کشت پاییزه یا زمین های کشاورزی که در آنها کشت دوم و یا بیشتر صورت می گیرد)، روش S-G مفیدتر است زیرا روند هموارکردن در این مدل توانایی حفظ جزئیات درون فصلی را دارد.

علاوه بر شاخص NDVI، شاخص های سنجش از دور زیادی برای توصیف پویایی سری زمانی پوشش گیاهی وجود دارند. هر شاخص گیاهی می تواند الگوهای سری زمانی مختلفی برای مکان های یکسان ارائه دهند، که می تواند به نتیجه گیری های متفاوت برای روش های مختلف هموارسازی منجر شود. علاوه بر این، تفاوت بین داده های حسگرهای مختلف ماهواره ای، می تواند منجر به برآوردهای مختلف پارامترهای فنولوژیکی شود. سایر انواع پوشش گیاهی با پروفایل های فصلی متفاوت نیز ممکن است الگوهای سری زمانی متفاوت ایجاد کنند. نتایج این مطالعه برای داده ها و مکان مورد مطالعه معتبر است و نتایج حاصل ممکن است با داده های دیگر یا تحت موارد دیگر تغییر کند. با این حال، تشابه نتایج در قیاس با پژوهش های انجام گرفته در این زمینه، حاکی از اعتبار کلی یافته های این مطالعه، در خارج از مکان مورد مطالعه است.

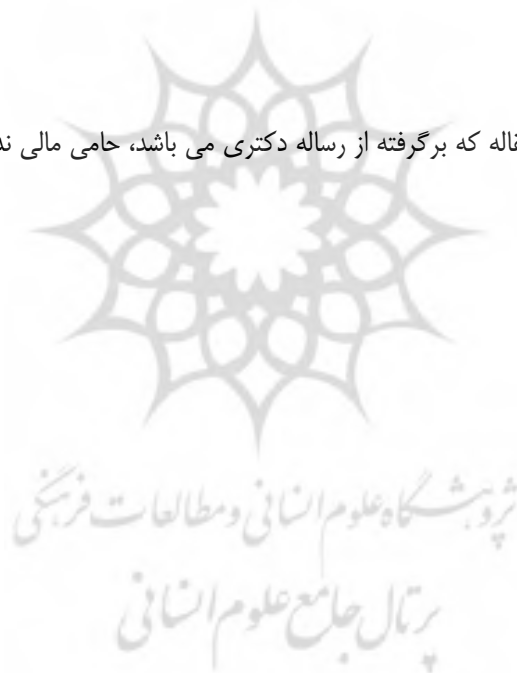


نتیجه گیری

در این مطالعه، از مجموعه داده‌های پارامترهای فنولوژیکی آغاز فصل و پایان فصل مشاهداتی و معیارهای آماری شاخص مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب همبستگی پیرسون (r) برای ارزیابی عملکرد سه روش هموارسازی داده‌ها در بازسازی سری زمانی خام شاخص NDVI ماهواره لندست ۸ و استخراج پارامترهای فنولوژیکی کلا، استفاده کردیم. در مجموع تفاوت بین روش‌های هموارسازی کم بود و انتخاب یک روش بطور قاطع، سخت است. روش هموارسازی S-G با داشتن پارامترهای تنظیمی بیشتر (q)، قادر به تولید سری‌های زمانی است که جزئیات بیشتری از تغییرات درون فصلی داده‌های خام NDVI را در خود ثبت کرده است. شاخص آماری ضریب همبستگی پیرسون (r) نسبت به شاخص مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) برای بازسازی سری‌های زمانی ارجحیت دارد. برای برآورد و استخراج پارامترهای فنولوژیکی (SOS/EOS) گیاه کلا، تابع هموارسازی DL نسبت به دو روش دیگر از دقت بیشتری برخوردار بود و کمترین میزان خطا را با داده‌های فنولوژی مشاهداتی داشت. توابع برازش AG و DL خطر دستیابی به داده‌ها و سری‌های زمانی ضعیف را کاهش می‌دهند. بنابراین در صورت عدم دسترسی به داده‌های زمین مرجع برای اعتبارسنجی و واسنجی، استفاده از این روش‌ها بخصوص روش DL ایمن‌تر است. از این رو، روش‌های هموارسازی نرم-افزار TIMESAT بسته به دقت مورد نیاز و همچنین اهداف پروژه و منطقه مورد مطالعه باید با دقت مورد استفاده قرار گیرند.

تقدیر و تشکر

بنا به اظهار نویسنده مسئول، این مقاله که برگرفته از رساله دکتری می باشد، حامی مالی نداشته است.



منابع

- ۱) اسکندری دامنه، حامد؛ زهتابیان، غلامرضا؛ خسروی، حسن؛ آذرنیوند، حسین و براتی، علی اکبر (۱۳۹۸) شبیه سازی و پیش-بینی مؤلفه های اقلیمی دما و بارش در مناطق خشک (مطالعه موردی: دشت میناب)، جغرافیا، دوره ۱۷، شماره ۶۲، صص. ۱۱۰-۱۲۷.
- ۲) رایگانی، بهزاد؛ ارزانی، حسین؛ حیدری علمدارلو، اسماعیل و مقدمی، محمد مهدی (۱۳۹۸) کاربرد سنجش از دور به منظور ارزیابی تغییر اقلیم بر تولید و فنولوژی گیاهان (منطقه مورد مطالعه: استان تهران)، مرتع، دوره ۱۳، شماره ۳، صص. ۴۶۰-۴۴۹.
- ۳) ریگی، منصور؛ پیری صحراگرد، حسین؛ دهمرده قلعه نو، محمدرضا و شهرکی، ابراهیم (۱۳۹۷) ارزیابی تغییرات کاربری اراضی با استفاده از داده های سنجش از دور (مطالعه موردی: حوزه آبخیز نوک آباد، شهرستان خاش)، جغرافیا، دوره ۱۶، شماره ۵۹، صص. ۱۹۱-۲۰۴.
- ۴) زارع خورمیزی، هادی و غفاریان الممیری، حمیدرضا (۱۳۹۹) بررسی تغییرات مؤلفه های فنولوژی پوشش گیاهی ایران در پاسخ به تغییرات اقلیمی با استفاده از NDVI سنجنده AVHRR در دوره زمانی ۱۹۸۲ تا ۲۰۱۸، سنجش از دور و سامانه اطلاعات جغرافیایی در منابع طبیعی، دوره ۱۱، شماره ۴، صص. ۸۷-۱۱۳.
- ۵) زنگنه، مهدی؛ صفایی، محمدجواد و سمیعی، مریم (۱۳۹۸) کنکاشی بر رویکرد توانمندسازی جهت ساماندهی سکونتگاه های غیر رسمی (نمونه موردی: شهر تربت حیدریه)، جغرافیا، دوره ۱۷، شماره ۶۲، صص. ۱۹۱-۲۰۵.
- ۶) قمقماقی، مهدی؛ قهرمان، نودز؛ قربانی، خلیل و ایران نژاد، پرویز (۱۳۹۶) کاربرد تصاویر ماهواره ای چند زمانه در بهبود دقت مدل های پیش یابی فنولوژی ذرت، تحقیقات آب و خاک ایران، دوره ۴۸، شماره ۱، صص. ۱۱-۲۴.
- ۷) کرمپور، مصطفی؛ طولابی نژاد، میثم و عینی، سعیده (۱۳۹۸) پایش و پیش بینی خشکسالی طی دوره رشد پوشش مرتع نمونه موردی: حوضه آبخیز قوری چای (شهرستان پارس آباد مغان)، جغرافیا، دوره ۱۷، شماره ۶۰، صص. ۲۰۳-۲۱۴.
- ۸) نساجی زواره، مجتبی؛ خانجانه کاکرود، رسول و قاسمی، ایرج (۱۳۹۵) تلفیق داده اقلیمی و سنجش از دوری به منظور پایش وضعیت خشکیدگی بلوط (مطالعه موردی منطقه ایلام)، جغرافیا، دوره ۱۴، شماره ۵۱، صص. ۳۸۷-۳۹۷.
- 9) Atkinson, P.M., Jeganathan, C., Dash, J. & Atzberger, C. (2012) Inter-comparison of four models for smoothing satellite sensor time-series data to estimate vegetation phenology, Remote sensing of environment, Vol. 30, No.123, pp. 400-417.
- 10) Beck, P.S., Atzberger, C., Høgda, K.A., Johansen, B. & Skidmore, A.K. (2006) Improved monitoring of vegetation dynamics at very high latitudes: A new method using MODIS NDVI, Remote sensing of Environment, Vol. 100, No.3, pp. 321-334.
- 11) Bornez, K., Descals, A., Verger, A., & Peñuelas, J. (2020) Land surface phenology from VEGETATION and PROBA-V data. Assessment over deciduous forests. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, No.84, 101974.
- 12) Bradley, B. A., Jacob, R. W., Hermance, J. F. & 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, Vol.106, No.2, pp.137-145.
- 13) Cai, Z., Jönsson, P., Jin, H., & Eklundh, L. (2017) Performance of smoothing methods for reconstructing NDVI time-series and estimating vegetation phenology from MODIS data, Remote Sensing, Vol. 9, No.12, 1271.
- 14) Chen, J., Jönsson, P., Tamura, M., Gu, Z., Matsushita, B., & 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, Vol.91, No.3-4, pp.332-344.
- 15) Chen, W., Foy, N., Olthof, I., Latifovic, R., Zhang, Y., Li, J., ... & 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, Vol.34, No.12, pp.4320-4343.
- 16) Cong, N., Wang, T., Nan, H., Ma, Y., Wang, X., Myneni, R. B. & 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, Vol. 19, No.3, pp.881-891.

- 17) Eklundha, L. & 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.
- 18) Eskandari Damaneh, H., Zehtabian, G., Khosravi, H., Azarnivand, H. & Barati, A. A. (2019) Simulation and forecasting of climatic components of temperature and precipitation in arid regions (Case study: Minab plain), *Geography*, Vol. 17, No. 62, p. 110-127. [Persian]
- 19) Geng, L., Ma, M., Wang, X., Yu, W., Jia, S. & 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*, Vol.6, No.3, pp.2024-2049.
- 20) Gao, F., Morisette, J. T., Wolfe, R. E., Ederer, G., Pedelty, J., Masuoka, E., ... & Nightingale, J. (2008) An algorithm to produce temporally and spatially continuous MODIS-LAI time series, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Vol.5, No.1, pp. 60-64.
- 21) Goward, S. N., Markham, B., Dye, D. G., Dulaney, W. & Yang, J. (1991) Normalized difference vegetation index measurements from the Advanced Very High Resolution Radiometer, *Remote sensing of environment*, Vol. 35, No. 2-3, pp. 257-277.
- 22) Hanes, J. M., Liang, L. & Morisette, J. T. (2014) Land surface phenology, In *Biophysical applications of satellite remote sensing*, Springer, Berlin, Heidelberg.
- 23) Hird, J. N. & McDermid, G. J. (2009) Noise reduction of NDVI time series: An empirical comparison of selected techniques, *Remote Sensing of Environment*, Vol.113, No.1, pp.248-258.
- 24) Kandasamy, S., & Fernandes, R. (2015) An approach for evaluating the impact of gaps and measurement errors on satellite land surface phenology algorithms: Application to 20 year NOAA AVHRR data over Canada, *Remote Sensing of Environment*, No.164, pp. 114-129.
- 25) Karkauskaite, P., Tagesson, T. & 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*, Vol.9, No. 5, pp.485.
- 26) Karampour, M., Tulabi Nejad, M. & Eini, S. (2019) Drought monitoring and forecasting during the growth period of rangeland cover Case study: Ghori Chay watershed (Pars Abad Moghan), *Geography*, Vol.17, No. 60, pp. 203-214. [Persian]
- 27) Kowalski, K., Senf, C., Hostert, P. & 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*, No.92, 102172.
- 28) Jonsson, P. & Eklundh, L. (2002) Seasonality extraction by function fitting to time-series of satellite sensor data, *IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol.40, No.8, pp.1824-1832.
- 29) Jönsson, P., & Eklundh, L. (2004) TIMESAT—a program for analyzing time-series of satellite sensor data, *Computers & geosciences*, Vol.30, No. 8) pp. 833-845.
- 30) Lara, B., & Gandini, M. (2016) Assessing the performance of smoothing functions to estimate land surface phenology on temperate grassland, *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 37, No.8, pp.1801-1813.
- 31) Ma, X., Huete, A., Yu, Q., Coupe, N. R., Davies, K., Broich, M., ... & Eamus, D. (2013) Spatial patterns and temporal dynamics in savanna vegetation phenology across the North Australian Tropical Transect, *Remote sensing of Environment*, Vol.139, pp. 97-115.
- 32) Melaas, E.K., Friedl, M.A. & Zhu, Z. (2013) Detecting interannual variation in deciduous broadleaf forest phenology using Landsat TM/ETM+ data, *Remote Sensing of Environment*, No.132, pp. 176-185.
- 33) Nasaji Zavareh, M., Khanjanzadeh Kakrood, R. & Ghasemi, I. (2016) Combining Climatic Data and Remote Sensing to Monitor the Oak Drought Status (Case Study of Ilam Region), *Geography*, Vol.14, No. 51, pp. 387-397. [Persian]
- 34) Qomqami, M., Ghahrman, N., Ghorbani, K. & Irannejad, P. (2017) Application of Multi-Time Satellite Images in Improving the Accuracy of Corn Phenology Prediction Models, *Iranian Soil and Water Research*, Vol. 48, No 1, pp. 11-24. [Persian]

- 35) Sakamoto, T., Yokozawa, M., Toritani, H., Shibayama, M., Ishitsuka, N. & Ohno, H. (2005) A crop phenology detection method using time-series MODIS data, *Remote sensing of environment*, Vol.96, No.3-4, pp. 366-374.
- 36) Shao, Y., Lunetta, R.S., Wheeler, B., James, J.S. & 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*, No.174, pp. 258-265.
- 37) St Peter, J., Hogland, J., Hebblewhite, M., Hurley, M. A., Hupp, N. & Proffitt, K. (2018) Linking phenological indices from digital cameras in Idaho and Montana to MODIS NDVI, *Remote Sensing*, Vol.10, No.10, 1612.
- 38) Raygani, B., Arzani, H., Heidari Alamdarloo, I. & Moghaddami, M.M. (2019) Application of remote sensing to assess climate change on plant production and phenology (Study area: Tehran province), *Range*, Volume 13, No 3, pp. 450-460. [Persian].
- 39) Richardson, A. D., Anderson, R. S., Arain, M. A., Barr, A. G., Bohrer, G., Chen, G., ... & 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),pp.566-584.
- 40) Rigi, M., Piri Sahragard, H., Dehmardeh Ghaleh Nou, M.R. & Shahraki, E. (2018) Evaluation of land use changes using remote sensing data (Case study: Nokabad watershed, Khash city), *Geography*, 16th year, No. 59, pp. 191-204. [Persian].
- 41) White, M. A., de Beurs, K.M., Didan, K., Inouye, D.W., Richardson, A.D., Jensen, O.P., ... & Lauenroth, W. K. (2009) Intercomparison, interpretation, and assessment of spring phenology in North America estimated from remote sensing for 1982–2006, *Global Change Biology*, Vol.15, No.10, pp. 2335-2359.
- 42) You, X., Meng, J., Zhang, M. & Dong, T. (2013) Remote sensing based detection of crop phenology for agricultural zones in China using a new threshold method, *Remote Sensing*, Vol.5, No.7, pp. 3190-3211.
- 43) Zhou, L., Zhou, W., Chen, J., Xu, X., Wang, Y., Zhuang, J. & Chi, Y. (2022) Land surface phenology detections from multi-source remote sensing indices capturing canopy photosynthesis phenology across major land cover types in the Northern Hemisphere, *Ecological Indicators*, No. 135, 108579.
- 44) Zhu, L. & Meng, J. (2015) Determining the relative importance of climatic drivers on spring phenology in grassland ecosystems of semi-arid areas, *International journal of biometeorology*, Vol.59, No.2, pp. 237-248.
- 45) Zanganeh, M., Safaei, M.J. & Samiei, M. (2019) A study on the empowerment approach for organizing informal settlements (Case study: Torbat-e Heydarieh), *Geography*, Vol.17, No. 62, p. 191-205. [Persian].
- 46) Zare Khormizi, H. & Ghaffarian Malmiri, H. (2020) Investigation of changes in vegetation phenology components of Iran in response to climate change using NDVI AVHRR sensor in the period 1982 to 2018, *remote sensing and GIS in natural resources*, Vol.11, No. 4, pp. 87-113. [Persian].