



## بازسازی سری‌های زمانی داده‌های ماهواره‌ای دمای سطح زمین با استفاده از الگوریتم تجزیه و تحلیل هارمونیک سری‌های زمانی (HANTS)

حمیدرضا غفاریان مالمیری<sup>۱</sup>، هادی زارع خورمیزی<sup>۲\*</sup>

۱. استادیار دانشکده علوم انسانی و اجتماعی، دانشگاه یزد

۲. دانشجوی کارشناسی ارشد مرتعداری، دانشگاه یزد

### مشخصات مقاله

پیشینه مقاله:

دریافت: ۵ دی ۱۳۹۵

پذیرش: ۱۳ مرداد ۱۳۹۶

دسترسی اینترنتی: ۲۰ آبان ۱۳۹۶

واژه‌های کلیدی:

تجزیه و تحلیل هارمونیک

سری‌های زمانی

دمای سطح زمین

سنجنده مودیس

سنجش از دور

### چکیده

دمای سطح زمین (LST) یکی از پارامترهای اساسی در مبادله انرژی بین زمین و اتمسفر است. در بسیاری از علوم مختلف از جمله اقلیم‌شناسی، هیدرولوژی، کشاورزی، اکولوژی، بهداشت عمومی و علوم زیست‌محیطی استفاده از سری‌های زمانی LST کاربرد فراوان دارد. اما سری‌های زمانی داده‌های ماهواره‌ای معمولاً دارای داده‌های ناقص، از دست رفته و یا غیر قابل قبول هستند که این به دلیل حضور ابرها در تصاویر، وجود ذرات گرد و غبار در اتمسفر، عدم کارایی الگوریتم‌های بکار رفته در محاسبه داده‌ها و بعضاً عملکرد نادرست سنجنده است. در این مطالعه به منظور رفع مشکل داده‌های از دست رفته و دور افتاده از الگوریتم تجزیه و تحلیل هارمونیک سری‌های زمانی (HANTS) استفاده شد. همچنین در این مطالعه از محصول LST سنجنده MODIS سال ۲۰۱۵ MOD11A1 که دارای قدرت تفکیک مکانی یک کیلومتر و قدرت تفکیک زمانی روزانه و همچنین حاوی اطلاعات دمای سطح زمین در زمان روز و شب است، استفاده گردید. منطقه مطالعاتی شامل یک فریم تصویر در سیستم شبکه‌بندی سینوسی MODIS با شماره افقی ۲۲ و عمودی ۵ (h22v05) است. ارزیابی نتایج کیفیت داده‌ها نشان می‌دهد به طور میانگین در سری زمانی تصاویر LST مورد استفاده در زمان روز و شب به ترتیب ۳۶/۸ و ۳۵/۶ درصد داده‌ها توسط پوشش ابر از دست رفته است. ارزیابی نتایج الگوریتم HANTS در بازسازی تصاویر بدون پوشش ابر نشان می‌دهد خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) بین داده‌های اصلی و بازسازی شده در سری زمانی LST مورد مطالعه در زمان روز و شب به ترتیب ۳/۸۷ و ۲/۶۸ درجه کلوین است. به طور کلی نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که الگوریتم HANTS به طور مؤثری می‌تواند در رفع مشکل داده‌های از دست رفته و داده‌های دور افتاده و همچنین ارتقا کیفیت داده‌ها در سری‌های زمانی LST سنجنده MODIS مورد استفاده قرار گیرد.

\*پست الکترونیکی مسئول مکاتبات: [hadi.zarekh@gmail.com](mailto:hadi.zarekh@gmail.com)

## مقدمه

بهره‌گیری از فناوری سنجش از دور در طی سال‌های اخیر با توجه به مزیت کسب مکرر داده‌ها، سطح پوشش وسیع و فرمت رقومی مناسب برای پردازش کامپیوتری به عنوان یکی از مهم‌ترین منابع جمع‌آوری اطلاعات مکانی مطرح بوده است (۵ و ۱۶). دمای سطح زمین (Land Surface Temperature; LST) را می‌توان به عنوان یک پارامتر اساسی در مبادله انرژی بین زمین و اتمسفر در نظر گرفت که در بسیاری از علوم مختلف از جمله اقلیم‌شناسی، هیدرولوژی، کشاورزی، اکولوژی، بهداشت عمومی و علوم زیست‌محیطی کاربرد دارد (۶، ۱۸، ۱۹، ۲۲، ۲۴، ۲۸ و ۳۰). یکی از روش‌های اندازه‌گیری LST استفاده از داده‌های ماهواره‌ای و تکنیک‌های سنجش از دور حرارتی است. در مقابل، روش‌های برداشت زمینی LST به دلیل پوشش محدود مکانی و بعضاً زمانی، هزینه بالا و عدم دسترسی آسان به داده‌ها کمتر مورد استفاده قرار می‌گیرند. علاوه بر کاربردهای فراوان داده‌های ماهواره‌ای دمای سطح زمین، سودمندی و اعتبار این داده‌ها به طور قابل توجهی به شرایط جوی وابسته است. گرد و غبارهای جوی، ذرات معلق در هوا، گازها بویژه حضور ابرها می‌تواند به طور قابل توجهی بر انرژی بازتابیده شده از سطح اثر گذاشته و قرائت سنجنده‌های اپتیکی و حرارتی را با خطا مواجه کنند (۱۲). بنابراین کیفیت داده‌های سری زمانی سنجش از راه دور توسط حضور ابر در تصاویر که منجر به عدم وجود داده (Gap) یا داده‌های پرت (Out Layer) می‌شود، از بین می‌رود. ابرها منشأ اصلی نویز (Noise) در سنجش از دور هستند (۱). ابرها در تصاویر ماهواره‌ای به عنوان پدیده‌هایی شناسایی می‌شوند که در باندهای مرئی طیف الکترومغناطیسی نسبت به سایر پدیده‌های زمینی بازتابندگی بالاتری داشته و در باندهای حرارتی هم دمای پایین‌تری دارند (۲). تلاش‌های زیادی به منظور شناسایی و پوشاندن داده‌های ابری تصاویر ماهواره‌ای شده است (۲۳، ۲۵ و ۲۶). اما نتیجه نهایی این روش‌ها ایجاد تصاویری با داده‌های دور افتاده و داده‌های از دست رفته است. در سنجش از دور حرارتی، گازها، ابرها و ذرات معلق در هوا بخشی از

انرژی حرارتی ساطع شده از زمین را جذب می‌کنند. همچنین انرژی مادون قرمز حرارتی را با دمای بسیار پایین‌تر منتشر می‌کنند، به طوری که در الگوریتم‌های تشخیص ابر (Cloud Masking Algorithms) به درستی تشخیص داده نمی‌شود و برخی نقاط دور افتاده منفی به جای داده از دست رفته در یک سری زمانی وجود خواهد داشت (۸).

داده‌های از دست رفته بر اساس پراکنندگی اندازه، توزیع زمانی و تداوم خود در طول زمان می‌تواند از بسیار کوتاه و به صورت پراکنده یا به صورت فاصله‌ی طولانی باشند. داده‌های دور افتاده (پرت) به عنوان مقادیر غیر طبیعی که انحراف آن‌ها از تغییرات طبیعی در مجموعه داده بیشتر است تعریف می‌شود (۷). داده‌های پرت را می‌توان به دو دسته داده‌های پرت مثبت و منفی گروه‌بندی کرد. پرت مثبت ممکن است به چند دلیل ایجاد شود، به عنوان مثال، خرابی سنسور یا عدم کارایی الگوریتم بازیابی (Retrieval Algorithm Failure). در این صورت داده‌ی اندازه‌گیری شده بسیار بالاتر از داده قابل قبول متغیر مورد اندازه‌گیری است یا نسبت به داده‌های نزدیک خود قابل مقایسه نیست. تعداد داده‌های جا افتاده (شکاف‌ها) در سری‌های زمانی را می‌توان به شکاف کوتاه یا بلند دسته‌بندی کرد. یک شکاف کوتاه از نیمی از نقاط مشاهدات در طول دوره نمونه‌برداری شده کوتاه‌تر است و در یک شکاف بلند بیش از نیمی از داده‌ها از دست رفته می‌باشد (۹ و ۲۱). داده‌های سری‌های زمانی می‌توانند به صورت تناوبی (دوره‌ای) یا غیر تناوبی باشند. بسته به دوره تناوب سری‌های زمانی، نظریه فوریه برای داده‌های دوره‌ای و یا تئوری ویولت (Wavelet) برای داده‌های غیر دوره‌ای (۲۰) را می‌توان برای تجزیه و تحلیل سری زمانی بکار برد (۲۷). الگوریتم HANTS برای بازسازی داده‌های از دست رفته در سری‌های زمانی با رفتار دوره‌ای توسط ورهوف و همکاران (۳۰) پیشنهاد شد.

این الگوریتم برای اجرای دو کار طراحی شده است (۱۸)؛ شناسایی و از بین بردن نقاط دور افتاده و مشاهدات ابری، پر کردن فاصله باقیمانده بین مشاهدات معتبر توسط درون‌یابی زمانی. سری‌های زمانی LST سنجش از دور با توجه

دست رفته از نصف مشاهدات کمتر باشد نتایج الگوریتم HANTS قابل قبول است. جیا و همکاران (۱۰) الگوریتم HANTS را برای ایجاد سری‌های زمانی فاقد داده‌های ازدست رفته به منظور برآورد تبخیر و تعرق با استفاده از تصاویر سنجنده MODIS بکار بردند. جولین و همکاران (۱۳) الگوریتم HANTS را برای سری زمانی LST به منظور به دست آوردن سری‌های زمانی بدون پوشش ابر و اطلاعات اقلیمی مورد استفاده قرار دادند. نتایج آن‌ها تأثیر سودمند استفاده از این الگوریتم را برای تجزیه و تحلیل سری زمانی LST نشان داد. همچنین الگوریتم HANTS در سری‌های زمانی روزانه LST تصاویر MODIS برای تولید تصاویر فاقد داده از دست رفته و داده دور افتاده به منظور تهیه نقشه دمای هوا با قدرت تفکیک مکانی خوب مورد استفاده قرار گرفت (۳). جون و همکاران (۱۴) توانایی الگوریتم HANTS را برای بازسازی اثر پوشش ابر در تصاویر NDVI سنجنده AVHRR برای تمام مناطق کوهستانی تبت فلات مورد بررسی قرار دادند. نتایج آن‌ها تأثیر سودمند الگوریتم HANTS در حذف مشاهدات آلوده به ابر و ایجاد تصاویر قابل اعتمادتر نشان داد. ژو و همکاران (۳۴) عملکرد HANTS را در بازسازی سری زمانی جهانی NDVI سنجنده MODIS را مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد که خطای مربوط به داده‌های از دست رفته برای بسیاری از مناطق جنگل عرض جغرافیایی بالا (بین ۵۰ درجه و ۷۰ درجه شمالی) نسبتاً بزرگ است. جیانگ و همکاران (۱۱) با استفاده از تجزیه تحلیل هارمونیک سری‌های زمانی (HANTS) اثر پوشش ابر بر روی داده‌های سری زمانی NDVI سنجنده AVHRR طی سال‌های ۱۹۸۱ تا ۲۰۰۱ را حذف کردند و در نهایت با محاسبه اجزای فوریه داده‌های سری زمانی ارتباط بین اجزای فوریه و تغییرات پوشش گیاهی زمین مورد بررسی قرار دادند.

هدف از این مطالعه ارزیابی عملکرد الگوریتم HANTS به منظور حذف مشاهدات ابری و داده‌های دور افتاده در سری زمانی LST تصاویر سنجنده MODIS است. در اغلب مطالعات کاربردی سنجنش از دور با استفاده از تصاویر دمای

به اینکه در مسیر تغییرات فصلی و سالانه خورشید قرار دارد، در میان سری‌های زمانی دوره‌ای است. مشخص کردن این اجزا دوره‌ای برای بازسازی یک سری زمانی دوره‌ای با داده‌های جا افتاده و داده‌های پرت حیاتی است. در الگوریتم HANTS، برای هر مشاهده در سری زمانی یک وزن از یک یا صفر به ترتیب برای داده خوب و بد (داده دور افتاده) تخصیص داده می‌شود. به منظور پیدا کردن نقاط دورافتاده و مشاهدات آلوده به ابر، الگوریتم HANTS برازش منحنی تکرار شونده انجام می‌دهد. در مرحله اول، با استفاده از روش حداقل مربعات برازش منحنی با استفاده از تمام داده‌ها در سری انجام می‌شود. در مرحله دوم مشاهدات با منحنی تعیین شده در تکرار ۱ مقایسه می‌شود. مشاهداتی که انحراف آن‌ها بیش از یک آستانه از پیش تعریف شده داشته باشند با اختصاص وزن صفر به آن‌ها حذف می‌شوند.

داده‌های باقیمانده برای محاسبه حداقل مربعات منحنی برازش دوباره استفاده می‌شود و داده‌های دور افتاده شناسایی و دوباره با استفاده از آستانه همانند مرحله اول حذف می‌شوند. این تکرار تا زمانی که تمام مشاهدات باقیمانده آستانه‌ی از پیش تعریف شده باشند یا تعداد داده‌های باقیمانده کمتر از تعداد پارامترهای توصیف منحنی باشد تکرار می‌شود.

تجزیه و تحلیل هارمونیک سری زمانی ( Harmonic Analysis of Time Series; HANTS) به طور گسترده‌ای برای بازسازی سری زمانی شاخص تفاوت پوشش گیاهی نرمال شده ( Normalized Difference Vegetation Index; NDVI)، شاخص سطح برگ ( Leaf Area Index; LAI)، درجه حرارت سطح زمین (LST) و همچنین دمای روشنائی تفاوت قطبی ( Polarization Difference Brightness Temperature; PDBT) در طول ۲۰ سال گذشته به منظور حذف نویز تصادفی و یا از بین بردن اثر ابر و آلودگی برف استفاده شده است (۱۸، ۱۹، ۲۹، ۳۲ و ۳۳). در پژوهشی غفاریان مالگیری (۸) قابلیت HANTS را در رفع مشکل داده‌های از دست رفته و داده‌های دور افتاده LST ساعتی مورد بررسی قرار داد. نتایج نشان داد هنگامی که میزان داده‌های از

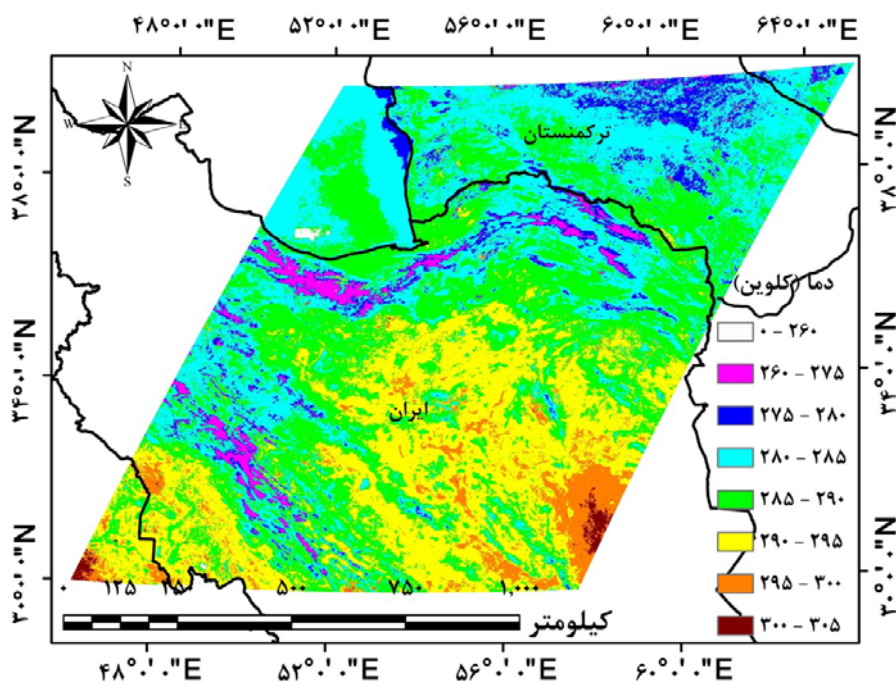
سنجندہ دارای قدرت تفکیک زمانی بالا (۱ الی ۲ روز) است. در این مطالعه از محصول LST سنجنده MODIS طی سال ۲۰۱۵ تحت نام MOD11A1 استفاده شد. از ویژگی‌های این محصولات این است که دارای قدرت تفکیک مکانی یک کیلومتر و قدرت تفکیک زمانی روزانه و حاوی اطلاعات دمای سطح زمین در زمان روز و شب و گسیلمندگی است. محصولات دمای سطح زمین، سنجنده MODIS از دو باند مادون قرمز حرارتی کانال‌های ۳۱ (محدوده‌ی طول موج ۱۰/۷۸ تا ۱۱/۲۸ میکرومتر) و ۳۲ (محدوده‌ی طول موج ۱۱/۷۷ تا ۱۲/۲۷ میکرومتر) با استفاده از الگوریتم پنجره مجزا ۲ به دست آمده‌اند (۳۱). سری زمانی یک‌ساله LST در این مطالعه ۳۶۵ تصویر را شامل می‌شود. منطقه مطالعاتی در این پژوهش شامل یک فریم تصویر در سیستم شبکه‌بندی سینوسی MODIS با شماره افقی ۲۲ و عمودی ۵ (h22v05) که بخشی وسیعی از کشور ایران و ترکمنستان و دریای خزر را شامل می‌شود. شکل ۱ تصویر LST از منطقه مطالعاتی در تاریخ ۱ ژانویه سال ۲۰۱۵ با سیستم مختصات UTM را نشان می‌دهد.

سطح زمین همواره پوشش ابر منجر به انتخاب تصاویر دمای سطح زمین در زمانی خاص (انتخاب تصاویر با کمترین میزان پوشش ابر) شده است به طوری که پوشش ابر همواره به عنوان یک محدودیت در انتخاب تصاویر بوده است. بنابراین نتایج این پژوهش می‌تواند در اغلب مطالعات کاربردی با استفاده از تصاویر دمای زمین با توجه به داده‌های خالص تولید شده توسط الگوریتم HANTS کاربرد داشته باشد.

## مواد و روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه و تصویر ماهواره‌ای

سنجنده MODIS یکی از پنج سنجنده مستقر بر روی ماهواره ترا است که در ۱۸ دسامبر سال ۲۰۰۰ به فضا پرتاب گردید. این سنجنده دارای ۳۶ باند در محدوده‌ی ۰/۴ تا ۱۴/۴ میکرومتر طیف الکترومغناطیس است. که ۲۰ باند آن در محدوده‌ی مرئی و ۱۶ باند آن در ناحیه حرارتی است (۷). تفکیک مکانی برای باندهای ۱ و ۲، ۲۵۰ متر، برای باندهای ۳ تا ۷، ۵۰۰ متر و برای باندهای ۸ تا ۳۶، یک کیلومتر است. این



شکل ۱. تصویر LST از منطقه مورد مطالعه

استفاده شود تعیین می‌کند. تعداد فرکانس پایین، یک سیگنال صاف‌تر از یک تعداد فرکانس بالا ایجاد می‌کند. جهت نقاط دورافتاده (Direction of outliers): جهت نقاط دورافتاده (پرت) با اشاره به مدل فعلی منحنی را نشان می‌دهد. آستانه میزان خطای قابل قبول (Fit Error Tolerance; FET): انحراف مطلق از رقم کنونی منحنی در جهت انتخاب شده را که هنوز هم قابل قبول است مشخص می‌کند. پس از هر تکرار، مشاهداتی که انحراف آن‌ها بزرگ‌تر از FET است به عنوان نقاط دورافتاده تنظیم شده و از محاسبات با اختصاص وزن صفر به آن‌ها حذف می‌شوند.

تکرار محاسبات وقتی که انحراف مشاهدات باقیمانده کوچکتر از FET شود متوقف می‌شود. درجه فرا معین بودن (Degree of OverDeterminedness; DOD): حداقل تعداد نقاط داده‌های اضافی که باید در برازش منحنی استفاده شود را نشان می‌دهد. تعداد مشاهدات معتبر باید همیشه بیشتر از تعداد پارامترهای مورد نیاز برای توصیف سیگنال باشد  $(2 \times \text{NOF} - 1)$ . از طرفی DOD تنها زمانی مؤثر است که FET کوچک انتخاب شود. تکرار در الگوریتم HANTS در دو حالت خاتمه می‌یابد. حالت اول زمانی که تعداد نقاط باقیمانده کمتر از  $\text{DOD} + 2\text{NOF} - 1$  باشد. حالت دوم تمام نقاط قبل رسیدن به مقدار  $\text{DOD} + 2\text{NOF} - 1$  از مقدار FET کوچک‌تر باشند. هیچ راه مستقیم و رابطه کلی برای تعیین این پارامترها (به جز موردهای اول و چهارم) وجود ندارد. برخی آزمایش‌های اولیه (برای مثال تجزیه و تحلیل تبدیل فوریه سریع (Fast Fourier Transform; FFT) برای تعیین مهم‌ترین اجزای دوره‌ای) و آزمون و خطاهای مقادیر مختلف پارامترهای فوق، به منظور بازسازی با دقت مناسب ضروری است.

#### تبدیل فوریه سریع (FFT) و تجزیه و تحلیل توان طیف (Power Spectrum)

تجزیه توابع متناوب به اجزای آن بيش مفیدی را در فرآیند تعیین کردن اجزای متناوب تابع (Periodic Components) و وزن نسبی آن‌ها فراهم می‌آورد.

#### الگوریتم HANTS (Harmonic Analysis of Time Series)

الگوریتم HANTS بر اساس مفهوم تبدیل فوریه گسسته به مدل سری زمانی برای داده‌های ماهواره‌ای است (۱۷، ۲۱ و ۳۰). ابتدا الگوریتم توضیح داده می‌شود و سپس پارامترهای مورد نیاز به منظور بدست آوردن یک مدل قابل اعتماد از سیگنال شرح داده می‌شود.  $y_i$  یک توالی زمانی با  $N$  مشاهده،  $i$  از ۱ تا  $N$  را می‌توان با یک سری فوریه توصیف کرد (رابطه ۱).

$$y_i = a_0 + \sum_{j=1}^M a_j \cos(w_j t_i - \phi_j) \quad [1]$$

که در این رابطه؛  $w_j$  فرکانس  $j$ ام دوره هارمونیک در سری فوریه،  $t_i$  زمانی که نمونه  $i$ ام گرفته شده است.  $M$  تعداد فرکانس سری فوریه است ( $M \leq N$ )،  $a_j$  و  $\phi_j$  دامنه و فاز  $j$ ام دوره هارمونیک هستند. از آنجا که فرکانس صفر فاز ندارد، دامنه مربوط به فرکانس صفر ( $a_0$ )، با میانگین همه  $N$  مشاهده از متغیر  $y$  برابر است. فرکانس‌های هارمونیک یک فرکانس پایه (به عنوان مثال  $\omega_1 = 2\pi / N$ ) و همه مضرب صحیح (به عنوان مثال ۱ تا  $N$ ) از فرکانس پایه هستند (رابطه ۲).

$$w_j = \left(\frac{2\pi}{N}\right) \times i, \quad i = 1, 2, 3, \dots, N \quad [2]$$

در الگوریتم HANTS پس از انتخاب تعداد فرکانس ( $M$ ) و فرکانس ( $w_j$ )، پارامترهای ناشناخته از سری فوریه دامنه ( $a_j$ ) و ارزش فازها ( $\phi_j$ ) هستند که توسط برازش سری زمانی از مشاهدات تعیین می‌شود. به منظور ایجاد یک مدل قابل اعتماد از یک سری زمانی با الگوریتم HANTS پارامترهایی وجود دارد که باید توسط کاربر تعریف شود. این پارامترها عبارتند از؛ محدوده داده‌های معتبر (Valid data range) محدوده قابل قبول از مقادیر مشاهده شده است. مشاهدات خارج از این محدوده در مرحله اول با اختصاص وزن صفر به آن‌ها حذف می‌شود. دوره (Period): تعداد نمونه‌های زمانی در هر مؤلفه دوره‌ای در سری فوریه است. تعداد فرکانس (Number of Frequency; NOF): میزان جزئیاتی که می‌تواند در بازسازی سیگنال

طراحی شده است. نرم افزار HANTS یک سری زمانی تا ۱۲۰۰ تصاویر را با اندازه (عرض، ارتفاع) دلخواه می تواند پردازش کند. پیش نیازهای نرم افزار شامل موارد زیر است؛ تصاویر ورودی باید با فرمت فلت باینری (Flat binary)، بدون هدر فایل، پیکسل ها دارای ارزش اعداد صحیح و تصاویر ۸ یا ۱۶ بیتی باشند. همه تصاویر از یک سری زمانی هم فرمت و هم اندازه باشند و همه داده های تصویر برای پردازش در یک مسیر و پوشه باشند.

### روش تحقیق

روش مشخصی برای انتخاب پارامترهای مناسب در HANTS وجود ندارد. با این وجود با انجام برخی آزمون و خطاها می توان این پارامترها را برای نتایج قابل قبول تعیین کرد. محصول MOD11A1 سنجنده MODIS حاوی اطلاعات دمای سطح زمین در زمان روز و شب است. بنابراین این محصول شامل دو سری زمانی مختلف با ۳۶۵ تصویر (با توجه به تعداد تصاویر روزانه طی سال ۲۰۱۵) است (یکی سری زمانی LST در زمان روز و دیگری سری زمانی LST در زمان شب). در این پژوهش هر دو سری زمانی مورد بررسی قرار گرفت. بدین منظور ابتدا میزان داده های از دست رفته در این سری های زمانی به صورت زمانی و مکانی نشان داده شد. سپس روش تعیین اجزای دوره ای مهم و معنی دار در سری زمانی LST بوسیله تجزیه و تحلیل FFT و توان طیف شرح داده شد. در مرحله بعد با استفاده از چند آزمون و خطا پارامترهای مختلف در الگوریتم HANTS مورد بررسی قرار گرفت. همچنین در مرحله آخر به منظور ارزیابی عملکرد الگوریتم HANTS در بازسازی تصاویر از پارامترهای آماری زیر استفاده شد که در ادامه توضیح داده می شود. در روش های مدل سازی انتخاب معیاری برای برازش مناسب بین داده های واقعی و مدل شده از اهمیت به سزایی برخوردارند. در این مطالعه، به منظور برآورد دقت بازسازی و همچنین مقایسه آزمون های مختلف برازش منحنی، از خطای میانگین مطلق (Mean Absolute Error; MAE)، خطای جذر میانگین مربعات

تجزیه و تحلیل سری فوریه برای تجزیه یک سیگنال پیچیده به اجزای سینوسی یا اجزای کسینوسی می تواند مورد استفاده قرار گیرد. رابطه ۲ می تواند به صورت یک ماتریس (رابطه ۳) نوشته شود (۸).

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_1(t_1) & \dots & f_M(t_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f_1(t_N) & \dots & f_M(t_N) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_M \end{pmatrix} \quad [3]$$

$$y = Fa \quad [4]$$

اگر دو طرف معادله را در معکوس تابع F ضرب کنیم، خواهیم داشت (رابطه ۵).

$$F^T y = F^T F a \quad \text{or} \quad a = (F^T F)^{-1} F^T y \quad [5]$$

سپس وکتور (a) از روش حداقل مربعات برآوردی از دامنه و فاز برای هر یک از مؤلفه ها به دست می آورد. تبدیل فوریه سریع (FFT) یک الگوریتم برای محاسبه ضرایب ماتریس در رابطه ۵ با استفاده از تعداد نسبتاً کمی از عملیات محاسباتی استفاده می شود.

نتایج حاصل از FFT در یک سری زمانی با تعداد N داده، دامنه ها و فازهای تمام فرکانس ها (N فاز و N فرکانس) را شامل می شود. با داشتن تمام دامنه ها از یک سری فوریه، می توان بیشتر اجزای دوره ای معنی دار را با استفاده از تجزیه و تحلیل توان طیف شناسایی کرد (۴). منحنی توان طیف در واقع منحنی تغییرات توان در برابر فرکانس است که توان خود، توان دوم دامنه هر فرکانس است (۸). مقادیر بزرگ تر در یک منحنی توان طیف، فرکانس غالب در سری زمانی را نشان می دهد. بنابراین از طریق تجزیه تحلیل FFT و محاسبه توان طیف می توان اجزای دوره ای مهم را تعیین نمود.

### معرفی نرم افزار HANTS

نرم افزار HANTS برای سری های زمانی با داده های جا افتاده توسط (Netherlands Aerospace Laboratory) NLR

در این پژوهش به منظور تهیه خروجی از نتایج پردازش الگوریتم HANTS از نرم‌افزار ENVI<sup>®</sup> 4.8 و برای تهیه نقشه از نرم‌افزار ArcGIS<sup>®</sup> 10.1 استفاده شد. تجزیه و تحلیل FFT بر روی یک پیکسل در نرم‌افزار MATLAB و رسم نمودارها در EXCEL صورت گرفت.

## نتایج

### تعیین میزان داده‌های از دست رفته سری زمانی

به منظور بررسی عملکرد الگوریتم HANTS در بازسازی تصاویر LST بدون پوشش ابر ابتدا نحوه توزیع و میزان داده‌های از دست رفته در سری زمانی LST به صورت زمانی و مکانی درصد داده‌های از دست رفته در هر تصویر سری زمانی دمای سطح زمین (پراکنش مکانی) را به ترتیب در زمان روز و شب در شکل ۲ و ۳ نشان داده شده است. تصویر شماره یک مربوط به اول ژانویه سال ۲۰۱۵ است. با توجه به شکل‌های ۲ و ۳ میزان داده‌های از دست رفته در ابتدا و انتهای سری زمانی بیشتر است. ابتدا و انتهای سری زمانی با توجه به قرار گرفتن در فصول زمستان و پاییز دارای بیشترین میزان داده‌های از دست رفته است. این به دلیل احتمال ابرناکی بیشتر در این فصول است.

(Root Mean Squared Error; RMSE) و ضریب تشخیص ( $R^2$ ) به عنوان معیارهای برای اعتبارسنجی بکار گرفته شد. به منظور محاسبه خطای میانگین مطلق، خطای جذر میانگین مربعات و ضریب تشخیص به ترتیب از رابطه‌های ۶، ۷ و ۸ استفاده شد (۸).

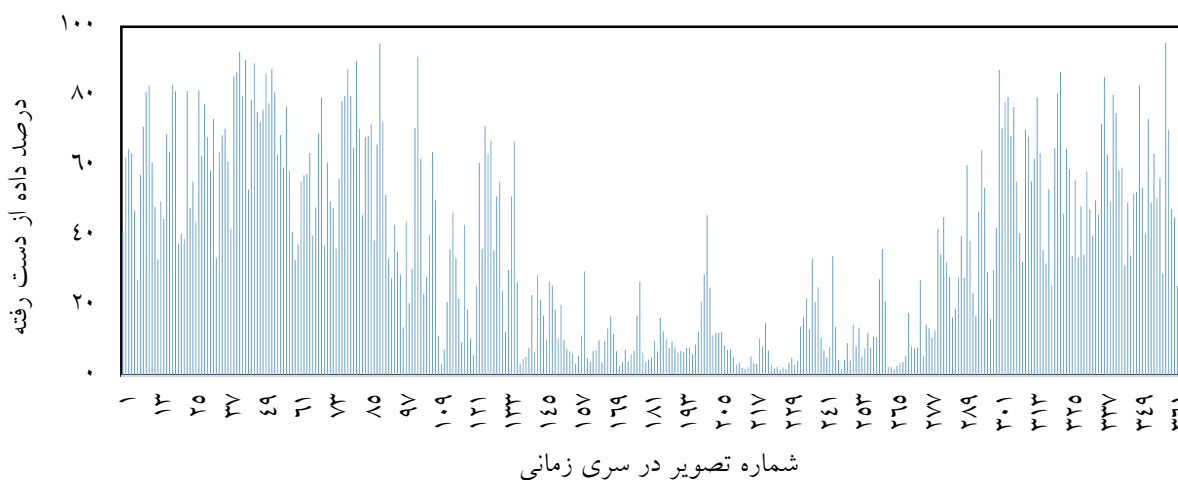
$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad [6]$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{n}} \quad [7]$$

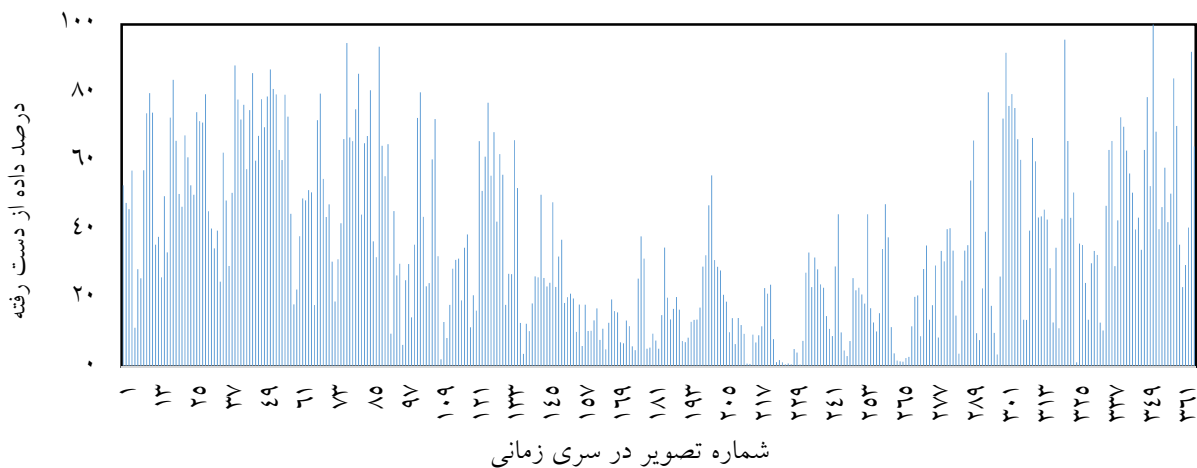
$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad [8]$$

که در این رابطه‌ها؛  $x_i$  و  $y_i$  به ترتیب داده‌های واقعی و داده‌های مدل شده می‌باشند. همچنین مقدار  $\bar{x}$  در رابطه ۸ با استفاده از رابطه ۹ محاسبه می‌شود.

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad [9]$$



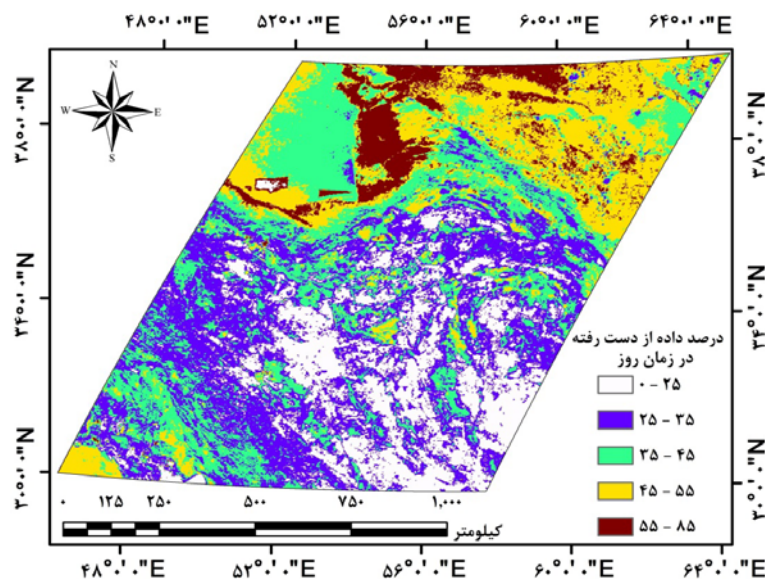
شکل ۲. میزان داده‌های از دست رفته هر تصویر در سری زمانی یک‌ساله LST (تصویر شماره ۱ مربوط به اول ژانویه و تصویر شماره ۳۶۵ انتهای دسامبر) در زمان روز



شکل ۳. میزان داده‌های از دست رفته هر تصویر در سری زمانی یک‌ساله LST (تصویر شماره ۱ مربوط به اول ژانویه و تصویر شماره ۳۶۵ انتهای دسامبر) در زمان شب

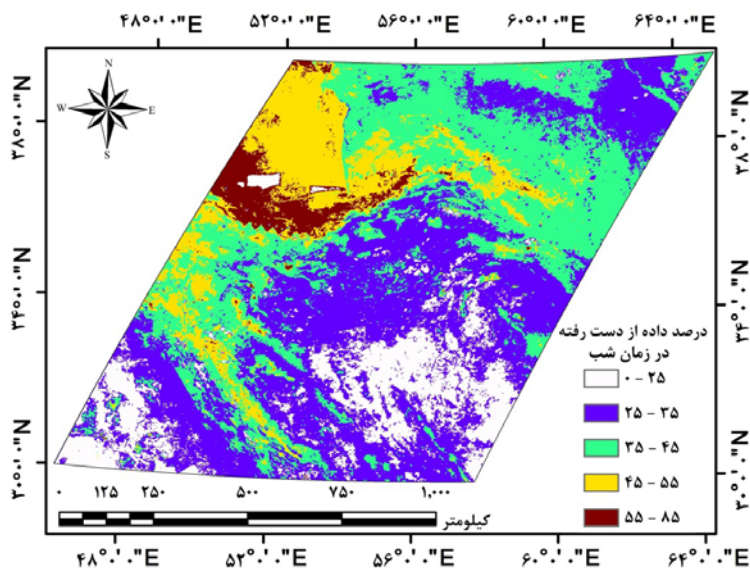
افزاده توسط پوشش ابر در سری زمانی LST سالانه در زمان شب را نشان می‌دهد. بیشترین میزان داده‌های از دست رفته در این شکل بر روی دریای خزر است. به طوری کلی نواحی شمالی و غربی ایران با توجه به قرار گرفتن سلسله کوه‌های البرز و زاگرس و مانع رطوبتی که باعث تشکیل ابر و همچنین مانع نفوذ توده هوای مرطوب به نواحی مرکزی ایران می‌شود. بیشترین میزان داده‌های از دست رفته را شامل می‌شود. کمترین میزان داده‌های از دست رفته در نواحی مرکزی ایران مشاهده می‌شود.

شکل ۴ درصد داده‌های از جا افتاده توسط پوشش ابر در سری زمانی LST سالانه در زمان روز را نشان می‌دهد. در این حالت تعداد داده‌های از دست رفته در هر پیکسل در طول زمان (۳۶۵ داده) محاسبه گردید. با توجه به شکل بیشترین میزان داده‌های از دست رفته در نواحی شرقی دریای خزر و کشور ترکمنستان است (نواحی شمالی منطقه مورد مطالعه). کمترین میزان داده‌های از دست رفته در نواحی جنوب تصویر (نواحی مرکزی ایران) است. شکل ۴ درصد داده‌های از جا



شکل ۴. نقشه توزیع زمانی درصد داده‌های از دست رفته در سری زمانی سالانه LST در زمان روز و شب

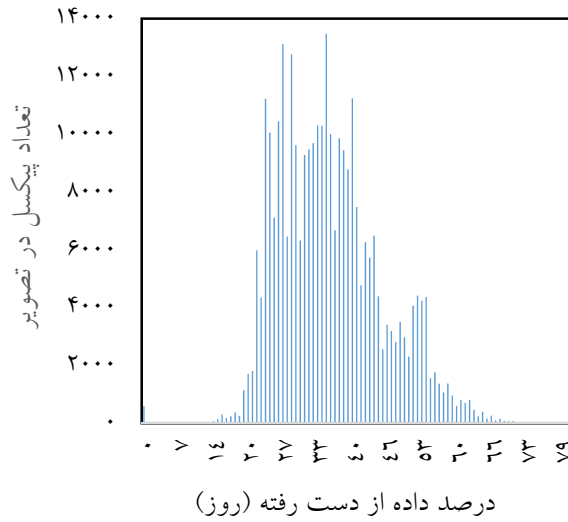
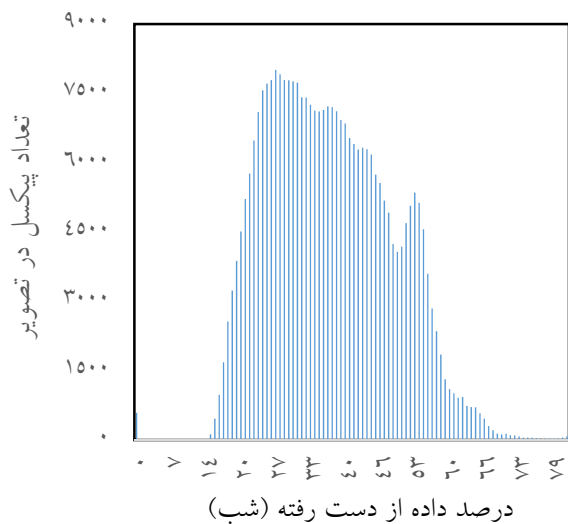




ادامه شکل ۴. نقشه توزیع زمانی درصد داده‌های از دست رفته در سری زمانی سالانه LST در زمان روز و شب

زمان روز و شب به ترتیب  $36/8$  و  $35/6$  درصد داده‌ها توسط پوشش ابر از دست رفته است (شکل ۵).

هیستوگرام نقشه توزیع زمانی داده‌های از دست رفته در سری‌های زمانی دمای سطح زمین در زمان روز و شب نشان می‌دهد که به طور میانگین در سری زمانی تصاویر LST در



شکل ۵. هیستوگرام نقشه توزیع زمانی داده‌های از دست رفته در طول یک سری زمانی یک‌ساله LST در زمان روز و شب

توسط کاربر تعریف شود. تعداد فرکانس و دوره‌ها از پارامترهای مهم جهت ساخت یک سیگنال قابل اعتماد است. یکی از روش‌های تعیین فرکانس‌های غالب و معنی‌دار استفاده

### تعیین پارامترها و کاربرد الگوریتم HANTS

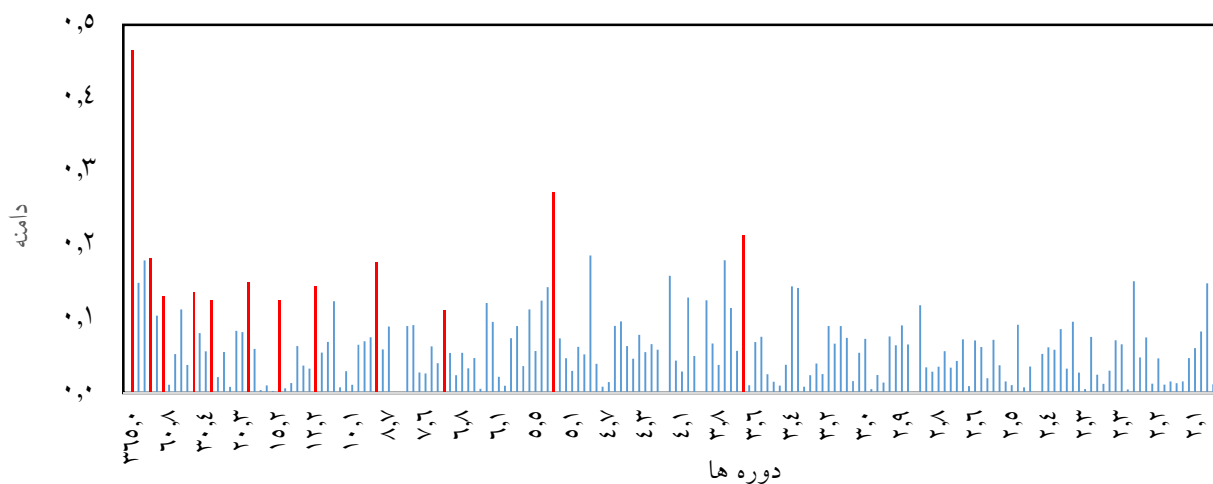
به منظور ایجاد یک سیگنال قابل اعتماد از یک سری زمانی با الگوریتم HANTS پارامترهایی وجود دارد که باید

با توجه به نتایج تجزیه و تحلیل FFT و مقادیر دامنه و ارزش توان در یک سری زمانی LST سالانه می‌توان یک دوره غالب و معنی‌دار (دوره ۳۶۵ تصویر یا همان دوره سالانه تغییرات دمایی) را شناسایی کرد (شکل ۶). زیرا دامنه و ارزش توان آن از اجزای باقیمانده و اجزای نزدیک‌تر خود نسبتاً بالاتر (ستون قرمز) است. با توجه به شکل ۶ سایر دوره‌های مهم را می‌توان دوره‌های ۹۰، ۶۰، ۳۰، ۲۵، ۲۰، ۱۵، ۱۲، ۵ و ۳ روزه ذکر کرد.

از تجزیه و تحلیل FFT و توان طیف است. بدین منظور تجزیه و تحلیل FFT و توان طیف بر روی یک پیکسل با کمترین میزان داده‌های جا افتاده انجام شد. جدول ۱ بخش کوچکی از خروجی FFT بر روی یک پیکسل را نشان می‌دهد. اگر دوره پایه N باشد (۳۶۵ تصویر در این پژوهش) اجزای هارمونیک در یک سری فوریه از شماره ۱ تا N را شامل می‌شود و دوره‌ها از تقسیم دوره پایه بر اجزای هارمونیک دست می‌آید.

جدول ۱. دامنه، ارزش توان و فرکانس وابسته از آزمون FFT بر روی یک پیکسل

ارزش توان	دامنه	اجزای هارمونیک	دوره‌ها (روز)
۰/۲۱۷۲	۰/۴۶۶۰	۱	۳۶۵/۰
۰/۰۲۲۴	۰/۱۴۹۶	۲	۱۸۲/۵
۰/۰۳۲۴	۰/۱۸۰۰	۳	۱۲۱/۷
۰/۰۳۳۵	۰/۱۸۳۰	۴	۹۱/۳
۰/۰۱۱۰	۰/۱۰۵۰	۵	۷۳/۰
۰/۰۱۷۱	۰/۱۳۰۶	۶	۶۰/۸
۰/۰۰۰۱	۰/۰۱۱۱	۷	۵۲/۱
۰/۰۰۲۸	۰/۰۵۲۸	۸	۴۵/۶
۰/۰۱۲۹	۰/۱۱۳۵	۹	۴۰/۶



شکل ۶. دامنه و دوره سری زمانی یک‌ساله LST بر روی یک پیکسل

شود. جدول ۲ پارامترهای انتخاب شده در پنج تست مختلف را نشان می‌دهد. با توجه به جدول ۲ محدوده داده‌های معتبر در تمام تست‌ها با توجه به محدوده قابل قبول LST از ۲۴۰ تا

به منظور رفع مشکل داده‌های از دست رفته و داده‌های دور افتاده در الگوریتم HANTS نیاز است برخی آزمون و خطاهای اولیه به منظور ایجاد یک سیگنال قابل اعتماد انجام

آزمون و خطای اولیه به صورت پارامترهای جدول ۲ در نظر گرفته شد. تست‌های ۱ و ۲ با در نظر گرفتن اجزای دوره‌ای کوچک و تست‌های ۴ و ۵ بدون در نظر گرفتن اجزای دوره‌ای کوچک انجام شد. ارزیابی نتایج حاصل از تست‌های ۱ تا ۵ با استفاده از RMSE، MAE و  $R^2$  بر روی چهار پیکسل مختلف (به صورت میانگین) در جدول ۳ نشان داده شده است. بر اساس نتایج کلیه تست‌های انجام شده دارای مقادیر خطای یکسان بودند به طوری که بین تست‌ها ۱ تا ۵ تفاوت محسوسی در کاهش مقادیر خطا بین داده‌های اصلی و داده‌های بازسازی شده توسط الگوریتم HANTS وجود نداشت. علت این امر این است که اکثر دوره‌های انتخاب شده به ویژه در تست‌های ۱، ۲ و ۳ غیر معنی‌دار می‌باشند. از طرفی مهم‌ترین فرکانس غالب (همان دوره ۳۶۵ تصویر) در تمام تست‌ها انتخاب شده است.

۳۳۰ درجه کلون در نظر گرفته شد. با توجه به تعداد تصاویر روزانه LST در طول یک سال، دوره پایه ۳۶۵ تصویر انتخاب شد. جهت نقاط دور افتاده با توجه به این که پوشش ابر منجر به کاهش مقادیر LST می‌شود به صورت کاهشی (Low) در نظر گرفته شد. آستانه میزان خطای قابل قبول (FET) و درجه فرا معین بودن (DOD) به ترتیب ۶ و ۵۰ انتخاب شد. تعداد فرکانس و دوره‌ها در تست‌های انجام شده مقادیر مختلفی در نظر گرفته شد. همان‌طور که در نتایج تجزیه و تحلیل FFT و توان طیف نشان داده شد مهم‌ترین دوره‌ی غالب دوره ۳۶۵ تصویر (دوره سالانه تغییرات دما) است. با این حال تجزیه و تحلیل FFT تنها در شناسایی دوره‌های مهم مؤثر است به طوری که به منظور ایجاد یک سیگنال با برآزش دقیق با داده‌های اصلی ترکیبی از سایر دوره‌ها و آزمون و خطای آن‌ها لازم است. بدین منظور تعداد فرکانس و دوره‌ها با توجه به نتایج تجزیه و تحلیل FFT و توان طیف و همچنین چندین

جدول ۲. پارامترهای اختصاص داده شده به الگوریتم HANTS برای بازسازی سری زمانی یک‌ساله LST با زمان روز و شب

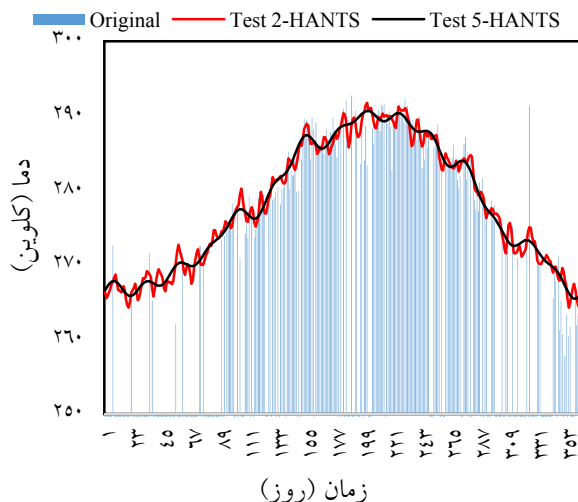
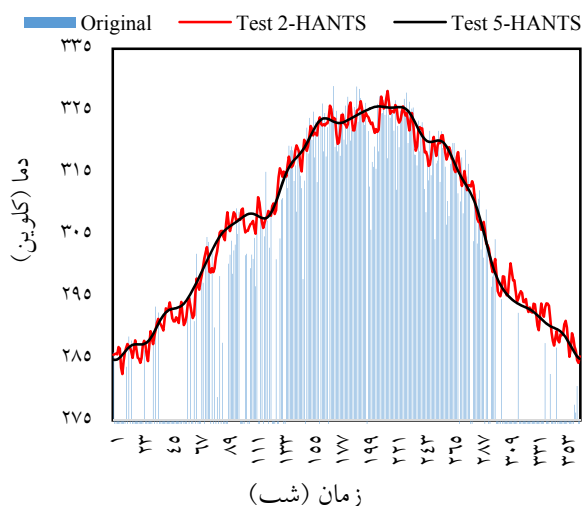
شماره تست	محدوده داده معتبر	دوره پایه	تعداد فرکانس	دوره‌ها	FET	DOD
۱	۳۳۰-۲۴۰K	۳۶۵	۱۵	۳۶۵، ۱۸۲، ۹۰، ۶۰، ۴۵، ۳۰، ۲۵، ۲۰، ۱۸، ۱۶، ۱۴، ۱۲، ۱۰، ۸، ۶، ۴	۶ K	۵۰
۲	K۳۳۰-۲۴۰	۳۶۵	۱۹	۳۶۵، ۱۸۲، ۹۰، ۶۰، ۴۵، ۳۰، ۲۵، ۲۰، ۱۶، ۱۴، ۱۲، ۱۰، ۹، ۸، ۷، ۶، ۵، ۴، ۳	K۶	۵۰
۳	K۳۳۰-۲۴۰	۳۶۵	۱۰	۳۶۵، ۱۸۲، ۹۰، ۶۰، ۴۵، ۳۰، ۲۰، ۱۵، ۱۰، ۷	K۶	۵۰
۴	K۳۳۰-۲۴۰	۳۶۵	۷	۳۶۵، ۱۸۲، ۹۰، ۶۰، ۴۵، ۳۰، ۱۵	K۶	۵۰
۵	K۳۳۰-۲۴۰	۳۶۵	۷	۳۶۵، ۱۸۲، ۹۰، ۶۰، ۴۵، ۳۰، ۲۵	K۶	۵۰

جدول ۳. مقادیر خطای RMSE و MAE و میزان  $R^2$  بین داده‌های اصلی و بازسازی شده توسط الگوریتم HANTS

شماره تست	سری زمانی LST در زمان روز			سری زمانی LST در زمان شب		
	RMSE	MAE	$R^2$	RMSE	MAE	$R^2$
۱	۳/۷۲۱	۲/۸۸۵	۰/۹۱۳	۲/۵۵۵	۱/۹۵۷	۰/۹۲۴
۲	۳/۷۴۸	۲/۸۲۷	۰/۹۱۱	۲/۴۴۷	۱/۹۱۱	۰/۹۲۹
۳	۳/۸۰۲	۲/۹۶۲	۰/۹۰۹	۲/۵۴۰	۱/۹۹۹	۰/۹۲۵
۴	۳/۹۳۳	۳/۰۶۷	۰/۹۰۷	۲/۵۸۵	۲/۰۲۱	۰/۹۲۲
۵	۳/۸۳۸	۳/۰۳۵	۰/۹۰۸	۲/۶۱۵	۲/۰۳۲	۰/۹۱۱

سیگنال غیر قابل اعتماد شده است. این مشکل بویژه در نواحی که میزان داده‌های از دست رفته در سری زمانی بیشتر باشد شدیدتر می‌شود. از طرفی افزایش تعداد فرکانس و اجزای دوره‌ای کوچک منجر به افزایش زمان پردازش می‌شود (شکل ۷).

نتایج حاصل از برازش منحنی تست‌های ۲ و ۵ (جدول ۲) بر روی یک پیکسل با دمای سطح زمین در زمان روز و در زمان شب نشان می‌دهد که بهترین برازش مربوط به تست شماره ۵ است، زیرا استفاده از تعداد فرکانس بالا و اجزای دوره‌ای کوچک (همانند تست ۱ و ۲) منجر به ایجاد یک



شکل ۷. نتایج حاصل از تولید سیگنال الگوریتم HANTS با استفاده از پارامترهای تست ۲ و ۵ بر روی داده‌های اصلی بر روی یک نمونه پیکسل در سری زمانی LST در زمان روز و شب

سیگنال بازسازی شده انطباق بیشتری با داده‌ها اصلی دارد. نقشه خطای RMSE را در سری زمانی مورد بررسی در زمان شب نشان می‌دهد. با مقایسه خطای بازسازی سری زمانی یک‌ساله LST در زمان روز و شب می‌توان مشاهده کرد که خطای بازسازی سری زمانی LST در زمان روز بیشتر از زمان شب است (شکل ۸).

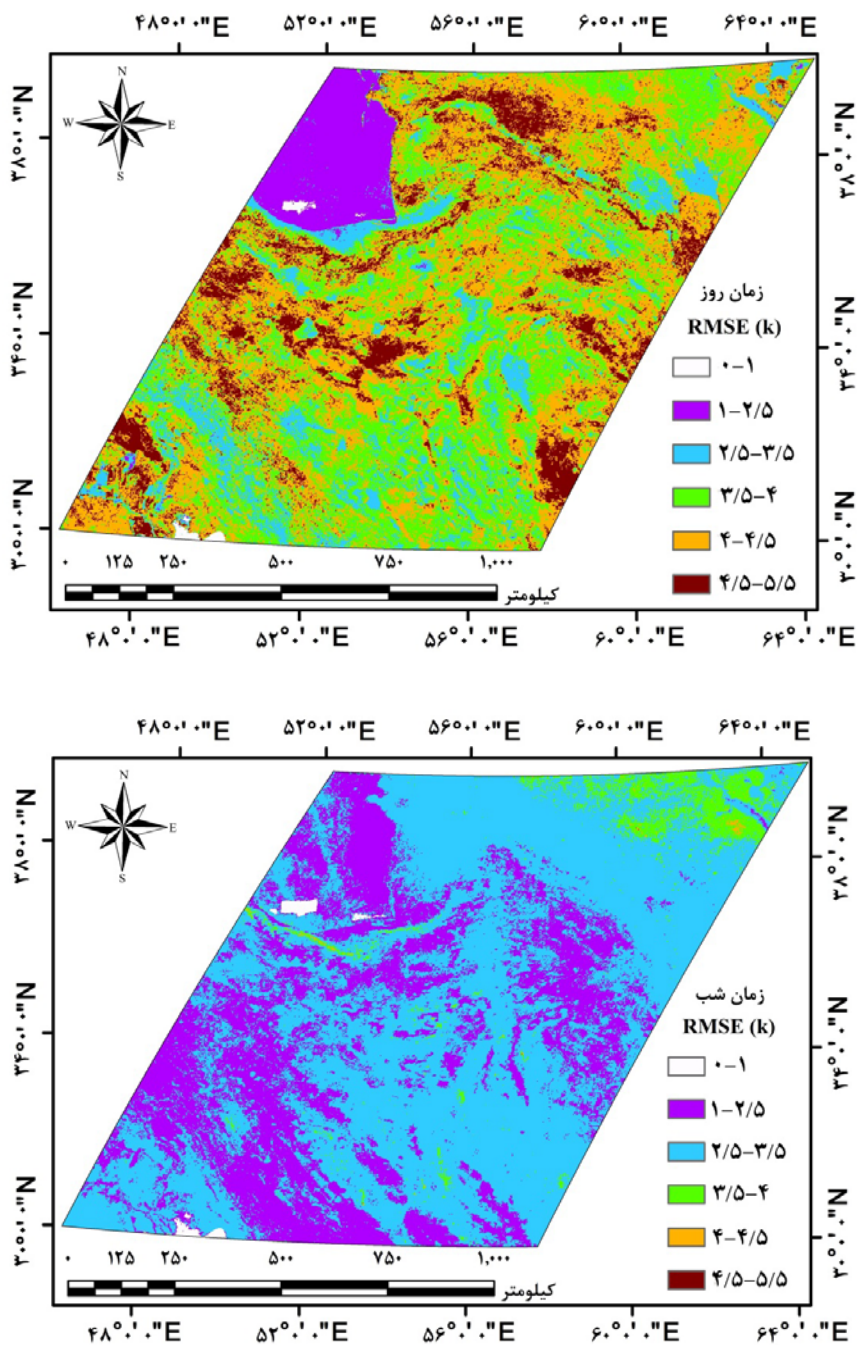
علت این امر عدم وجود انرژی تابشی خورشید در شب و بازتابش انرژی جذب شده توسط پوشش ابر و سطح زمین در زمان شب است. به طوری که این تغییرات دمایی در زمان شب کمتر از تغییرات دمایی در زمان روز است. در نتیجه سیگنال بازسازی شده توسط الگوریتم HANTS برازش دقیق‌تری با داده‌ها انجام می‌دهد. هیستوگرام نقشه‌های RMSE دمای سطح زمین در زمان روز و شب را نشان می‌دهد که میانگین خطای RMSE دمای بازسازی شده سطح زمین

#### بررسی عملکرد الگوریتم HANTS بر روی کل منطقه مورد مطالعه

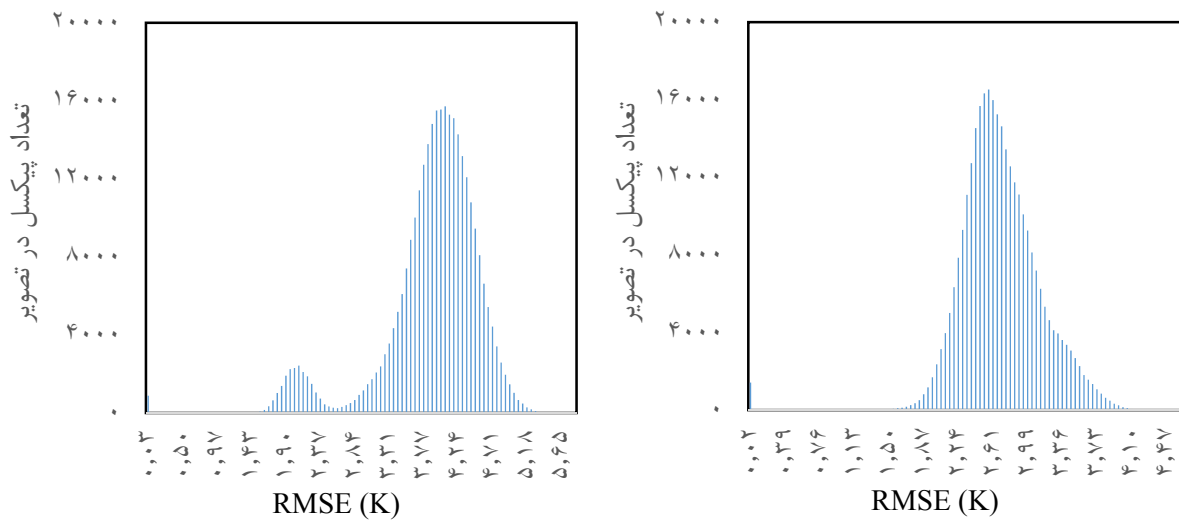
با توجه به اینکه نتایج تست ۵ نسبت به سایر تست‌ها برتری داشت در این بخش بین نتایج تست ۵ و داده‌های اصلی دمای سطح زمین در زمان شب و روز نقشه RMSE تهیه شد. به منظور محاسبه میزان خطای RMSE ابتدا داده‌های دور افتاده و از دست رفته در سری زمانی شناسایی شد و سپس نقشه RMSE تهیه شد.

شکل ۷ نقشه RMSE بین داده‌های اصلی و داده‌های بازسازی شده توسط الگوریتم HANTS در طول یک سری زمانی یک‌ساله LST در زمان روز و شب را نشان می‌دهد. کمترین میزان RMSE بر روی دریای خزر قابل مشاهده است. علت این امر بالا بودن ظرفیت گرمایی ویژه آب است که منجر می‌شود تغییرات دمایی آب در شبانه‌روز کمتر باشد. در نتیجه

توسط الگوریتم HANTS در زمان روز و شب به ترتیب ۳/۸۷ و ۲/۶۸ درجه کلین است (شکل ۹) که این اعداد با میزان خطای اندازه‌گیری‌های دما توسط سنسور از دور ( $\pm 3$  کلین) همخوانی دارد (۱۵).



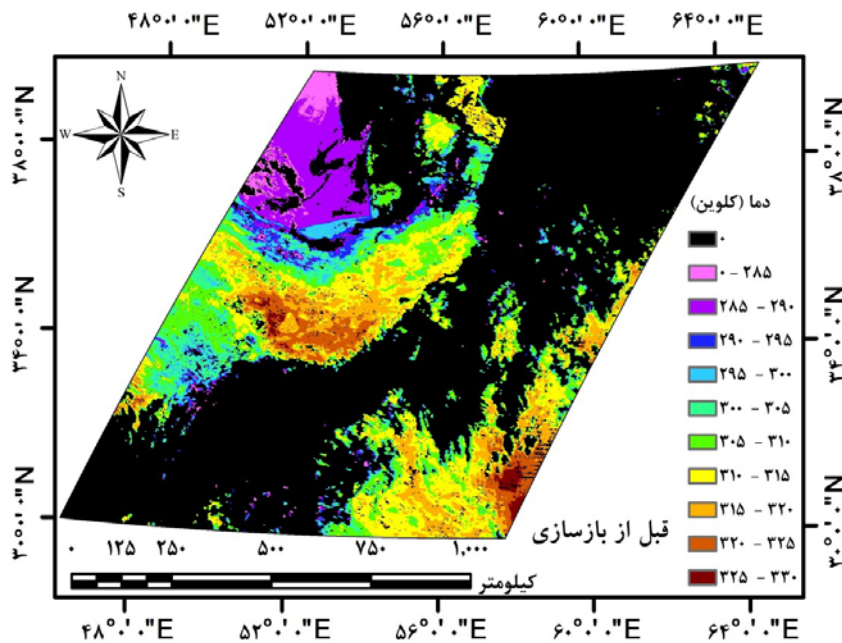
شکل ۸. نقشه RMSE بین داده‌های اصلی و داده‌های بازسازی شده توسط الگوریتم HANTS در طول یک سری زمانی یک‌ساله LST در زمان روز و شب



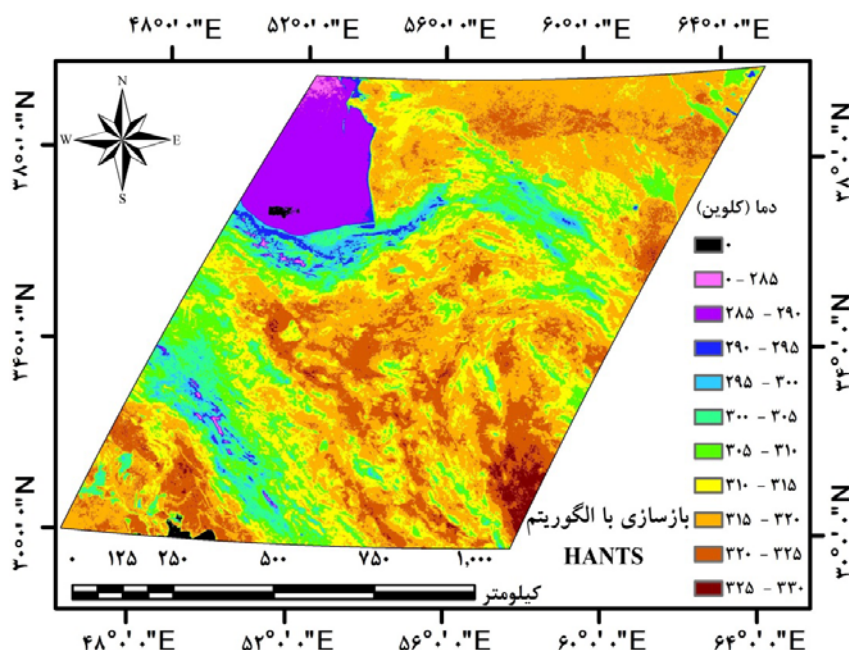
شکل ۹. هیستوگرام نقشه RMSE در طول یک سری زمانی یک‌ساله LST در زمان روز و شب

می‌باشند. با توجه به شکل ۱۰ الگوریتم HANTS با استفاده از درون‌یابی زمانی (Temporal Interpolation) داده‌های از دست رفته و داده‌های دور افتاده تصویر LST را بازسازی نمود. تصویر LST بازسازی شده نشان می‌دهد که داده‌های جا افتاده-ی تصویر که توسط HANTS پر شده است با الگوی تصویر اصلی یکسان است. این نکته نشان‌دهنده قابلیت الگوریتم HANTS در رفع مشکل داده‌های از دست رفته و دور افتاده توسط پوشش ابر است.

شکل ۱۰ نمونه‌ای از تصویر LST در زمان روز (تصویر شماره ۱۲۳ یا شروع از روز ژوئیه ۱۲۳) قبل و بعد از بازسازی در یک سری زمانی یک‌ساله با استفاده از پارامترهای تست ۵ (جدول ۲) را نشان می‌دهد که ۶۰/۹۲ درصد داده‌های این تصویر توسط پوشش ابر از دست رفته است (نواحی سیاه رنگ). همچنین علاوه بر داده‌های از دست رفته در این تصویر، داده‌های دور افتاده نیز حضور دارند که به صورت مکانی قابل تشخیص نیستند اما در یک سری زمانی قابل تشخیص



شکل ۱۰. تصویر LST از منطقه مورد مطالعه قبل از بازسازی و بعد از بازسازی با الگوریتم HANTS



ادامه شکل ۱۰. تصویر LST از منطقه مورد مطالعه قبل از بازسازی و بعد از بازسازی با الگوریتم HANTS

## بحث و نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر از الگوریتم HANTS برای پر کردن فاصله داده‌های از دست رفته توسط پوشش ابر و حذف داده‌های دور افتاده در سری زمانی LST روزانه سنجنده MODIS مورد استفاده قرار گرفت. بر اساس نتایج این تحقیق، این الگوریتم کارایی قابل قبولی را برای بازسازی سری‌های زمانی با داده‌های از دست رفته کوتاه مدت را نشان داد. با این وجود یکی از مشکلات استفاده از HANTS این است که راه و روش مشخصی برای انتخاب پارامترهای مناسب ورودی الگوریتم وجود ندارد و این نیازمند سعی و خطا با ترکیب پارامترهای مختلف است (۸ و ۲۱). البته برخی از تست‌ها برای پیدا کردن تنظیمات پارامتر مناسب برای یک مجموعه داده خاص وجود دارد تا بتوان به نتایج قابل قبول دست یافت. تعیین تعداد فرکانس و دوره‌ها از مهم‌ترین پارامترها به منظور بازسازی یک سری زمانی قابل اعتماد است. یکی از راه‌ها برای پیدا کردن تعداد فرکانس و اجزای دوره‌ای غالب در سری‌های زمانی استفاده از الگوریتم FFT است (۸). با این حال تجزیه و

تحلیل FFT در شناسایی دوره‌های مهم و معنی‌دار کمک شایانی می‌کند. بر اساس نتایج این تحقیق دوره سالانه که شامل ۳۶۵ تصویر است از مهم‌ترین دوره‌ها در بازسازی سری زمانی تصاویر LST روزانه است. با این حال استفاده از دوره‌های ۶ ماهه (۱۸۲ تصویر =  $365 \div 2$ ) و دوره‌های فصلی و ماهانه و هفتگی (همانند تست‌های ۴ و ۵ در جدول ۲) منجر به بزرگش دقیق‌تر سیگنال بازسازی شده در مقایسه با داده‌های اصلی می‌شود. بر اساس نتایج، استفاده از دوره‌های کوتاه (همانند تست‌های ۱ و ۲ در جدول ۲) منجر به کاهش خطای بازسازی نشد. از طرفی استفاده از دوره‌های کوتاه در یک سری زمانی LST روزانه MODIS در مناطقی که دارای یک فاصله طولانی از داده‌های دست رفته (شکاف بزرگ) است، منجر به بازسازی یک سیگنال غیر قابل اعتماد خواهد شد. دما سطح زمین در طبیعت ممکن است طی مدت کوتاه به عنوان مثال طی ۲۴ ساعت با ورود یک توده هوای سرد به شدت کاهش یابد یا ممکن است طی مدت دو روز دما افزایش و سپس به شدت کاهش یابد. دما پدیده‌ای متغیر است که تغییرات روزانه آن در تصاویر مورد بررسی همواره به صورت دوره‌ای تکرار

در بازسازی سری زمانی LST با استفاده از تجزیه و تحلیل هارمونیک نشان دادند تجزیه تحلیل هارمونیک سری زمانی LST در پر کردن شکاف ناشی از پوشش ابر و بهبود ارزش کاربردی تصاویر LST سنجنده MODIS مؤثر است.

ژو و همکاران (۳۴) عملکرد HANTS را در بازسازی سری زمانی جهانی NDVI سنجنده MODIS مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد که خطای مربوط به داده‌های از دست رفته برای بسیاری از مناطق جنگلی عرض‌های جغرافیایی بالا (بین ۵۰ درجه و ۷۰ درجه شمالی) نسبتاً بزرگ است (RMSE=۰/۱۵) که به علت فاصله‌ی بزرگ داده‌های از دست رفته (شکاف بزرگ) در پروفایل NDVI بین ذوب برف و پوشش گیاهی فصل ظاهر می‌شود. خطای مربوط به بازسازی داده‌های از دست رفته برای مناطق دیگر از جهان به جز دشت شمال چین، شمال هند و چند منطقه کوهستانی دیگر ناچیز بود. به طور کلی نتایج این پژوهش نشان داد که الگوریتم HANTS به طور مؤثری می‌تواند در رفع مشکل داده‌های از دست رفته و داده‌های دور افتاده در سری‌های زمانی LST و سایر سری‌های زمانی دوره‌ای (مانند NDVI) مورد استفاده قرار گیرد. همچنین این تحقیق می‌تواند برای معرفی عملکرد و کارایی الگوریتم HANTS برای رفع نواقص سری‌های زمانی دوره‌ای برای محققین در رشته سنجش از دور کشور مفید باشد، زیرا همواره مشکل داده‌های ناقص و دارای خطا در سری‌های زمانی داده‌های ماهواره‌ای وجود دارد.

#### منابع مورد استفاده

۱. مباشری، م. ر.، ن. ا. غلامی و م. فرحزاده اصل. ۱۳۹۰. ارتقای الگوریتم آشکارسازی ابر MODIS با استفاده از تصویر هم زمان ASTER، مطالعه موردی: شهر دامغان. برنامه‌ریزی و آمایش فضا، ۱۵(۲): ۸۱-۹۹.
2. Ackerman SA, Strabala KI, Menzel WP, Frey RA, Moeller CC, Gumley LE. 1998. Discriminating clear sky from clouds with MODIS. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 103(D24): 32141-32157.
3. Alfieri S, Lorenzi FD, Menenti M. 2013. Mapping air temperature using time series

نمی‌شود. بنابراین الگوریتم HANTS در بازسازی تغییرات ناگهانی دمای سطح زمین ناتوان است. البته این ضعف هنگامی که داده دارای سری زمانی بلند مدت با قدرت تفکیک زمانی زیاد باشد (بطور مثال ۳ سال داده‌ی ساعتی دما) بهتر مرتفع خواهد شد. با توجه به نتایج بازسازی سری زمانی مورد بررسی به طور میانگین در منطقه مورد مطالعه میزان خطای RMSE بین داده‌های اصلی و داده‌های بازسازی شده توسط الگوریتم HANTS در زمان روز و در زمان شب به ترتیب ۳/۸۷ و ۲/۶۸ درجه کلون بود. این نتایج با توجه به میزان داده‌های از دست رفته توسط پوشش ابر در سری زمانی مورد بررسی بسیار امیدوار کننده است. زیرا این اعداد با میزان خطای الگوریتم‌های اندازه‌گیری‌های دما توسط سنجش از دور ( $\pm 3$  کلون) همخوانی دارد (۱۳). با این حال، باید توجه داشت که وقتی میزان داده از دست در یک سری زمانی بیش از نیمی از مشاهدات باشد و همچنین طولانی‌ترین فاصله داده‌های از دست رفته در ابتدا یا در پایان سری زمانی قرار گرفته باشد، سیگنال بازسازی غیر قابل اعتماد است (۸). در چنین حالتی انتخاب تعداد صحیح فرکانس و دوره‌ها می‌تواند تا حد زیادی از این مشکل جلوگیری کند. این مشکل بدلیل عدم وجود داده کافی برای بازسازی سری زمانی توسط الگوریتم است که باعث کاهش درجه آزادی در تشکیل سیگنال می‌گردد و در نتیجه معادله تعداد داده‌های معلوم از تعداد داده‌های مجهول برابر یا کمتر می‌شود که به آن مشکل بد مطرح (Ill-posed problem) گفته می‌شود. سایر پژوهش‌ها نیز اثرات مثبت کاربرد الگوریتم HANTS را در بازسازی تصاویر فاقد پوشش ابر را نشان دادند. غفاریان مالمیری (۸) در بررسی قابلیت الگوریتم HANTS در رفع مشکل داده‌های جا افتاده با توزیع و پراکنش مختلف و داده‌های دور افتاده LST ساعتی نشان داد الگوریتم HANTS به طور مؤثری می‌تواند در رفع مشکل داده‌های از دست رفته توسط پوشش ابر مورد استفاده قرار گیرد به طوری که خطای RMSE و MAE در بازسازی یک سری زمانی LST ساعتی با ۷۴۴ تصویر در قسمت اعظم منطقه مورد مطالعه کمتر از ۵ درجه کلون بود. ژو و شن (۳۳)



- analysis of LST: the SINTESE approach. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 20(4): 513-527.
4. Bloomfield P. 2000. *Fourier Analysis of Time Series An Introduction*. North Carolina State University, Raleigh, North Carolina: John Wiley & Sons, INC. 288 pp.
  5. Cui Y, Jia L, Hu G, Zhou J. 2015. Mapping of interception loss of vegetation in the Heihe River basin of China using remote sensing observations. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(1): 23-27.
  6. Estes Jr MG, Al-Hamdan MZ, Crosson W, Estes SM, Quattrochi D, Kent S, McClure LA. 2009. Use of remotely sensed data to evaluate the relationship between living environment and blood pressure. *Environmental Health Perspectives*, 117(12): 1832-1838.
  7. Frey RA, Ackerman SA, Liu Y, Strabala KI, Zhang H, Key JR, Wang X. 2008. Cloud detection with MODIS. Part I: Improvements in the MODIS cloud mask for collection 5. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 25(7): 1057-1072.
  8. Ghafarian Malamiri HR. 2015. *Reconstruction of gap-free time series satellite observations of land surface temperature to model spectral soil thermal admittance (Doctoral dissertation)*, Technische Universiteit Delft, The Netherlands. 196 pp.
  9. Jia L, Shang H, Hu G, Menenti M. 2011. Phenological response of vegetation to upstream river flow in the Heihe River basin by time series analysis of MODIS data. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15: 1047-1064.
  10. Jia L, Xi G, Liu S, Huang C, Yan Y, Liu G. 2009. Regional estimation of daily to annual regional evapotranspiration with MODIS data in the Yellow River Delta wetland. *Hydrology and Earth System Sciences*, 13(10): 1775-1787.
  11. Jiang X, Wang D, Tang L, Hu J, Xi X. 2008. Analysing the vegetation cover variation of China from AVHRR-NDVI data. *International Journal of Remote Sensing*, 29(17-18): 5301-5311.
  12. Julien Y, Sobrino JA, Verhoef W. 2006. Changes in land surface temperatures and NDVI values over Europe between 1982 and 1999. *Remote Sensing of Environment*, 103(1): 43-55.
  13. Julien Y, Sobrino JA. 2010. Comparison of cloud-reconstruction methods for time series of composite NDVI data. *Remote Sensing of Environment*, 114(3): 618-625.
  14. Jun W, Zhongbo S, Yaoming M. 2004. Reconstruction of a cloud-free vegetation index time series for the Tibetan Plateau. *Mountain Research and Development*, 24(4): 348-353.
  15. Li Z-L, Tang B-H, Wu H, Ren H, Yan G, Wan Z, Trigo IF, Sobrino JA. 2013. Satellite-derived land surface temperature: Current status and perspectives. *Remote Sensing of Environment*, 131: 14-37.
  16. Lu D, Mausel P, Brondizio E, Moran E. 2004. Change detection techniques. *International Journal of Remote Sensing*, 25(12): 2365-2401.
  17. Menenti M, Azzali S, Verhoef W, Van Swol R. 1993. Mapping agroecological zones and time lag in vegetation growth by means of Fourier analysis of time series of NDVI images. *Advances in Space Research*, 13(5): 233-237.
  18. Menenti M, Malamiri HG, Shang H, Alfieri SM, Maffei C, Jia L. 2016. Observing the response of terrestrial vegetation to climate variability across a range of time scales by time series analysis of land surface temperature. In: *Multitemporal Remote Sensing*. Springer, pp 277-315.
  19. Musial JP, Verstraete MM, Gobron N. 2011. Comparing the effectiveness of recent algorithms to fill and smooth incomplete and noisy time series. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 11(15): 7905-7923.
  20. Ricker N. 1953. Wavelet contraction, wavelet expansion, and the control of seismic resolution. *Geophysics*, 18(4): 769-792.
  21. Roerink G, Menenti M, Verhoef W. 2000. Reconstructing cloudfree NDVI composites using Fourier analysis of time series. *International Journal of Remote Sensing*, 21(9): 1911-1917.
  22. Running SW, Justice C, Salomonson V, Hall D, Barker J, Kaufmann Y, Strahler AH, Huete A, Muller J-P, Vanderbilt V. 1994. Terrestrial remote sensing science and algorithms planned for EOS/MODIS. *International Journal of Remote Sensing*, 15(17): 3587-3620.
  23. Saunders RW, Kriebel KT. 1988. An improved method for detecting clear sky and

- cloudy radiances from AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*, 9(1): 123-150.
24. Schmugge T, French A, Ritchie JC, Rango A, Pelgrum H. 2002. Temperature and emissivity separation from multispectral thermal infrared observations. *Remote Sensing of Environment*, 79(2): 189-198.
  25. Simpson JJ, Gobat JJ. 1996. Improved cloud detection for daytime AVHRR scenes over land. *Remote Sensing of Environment*, 55(1): 21-49.
  26. Stowe L, McClain E, Carey R, Pellegrino P, Gutman G, Davis P, Long C, Hart S. 1991. Global distribution of cloud cover derived from NOAA/AVHRR operational satellite data. *Advances in Space Research*, 11(3): 51-54.
  27. Sun D, Pinker RT, Basara JB. 2004. Land surface temperature estimation from the next generation of Geostationary Operational Environmental Satellites: GOES M-Q. *Journal of Applied Meteorology*, 43(2): 363-372.
  28. Tatem AJ, Goetz SJ, Hay SI. 2004. Terra and Aqua: new data for epidemiology and public health. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 6(1): 33-46.
  29. Van Hoek M, Jia L, Zhou J, Zheng C, Menenti M. 2016. Early drought detection by spectral analysis of satellite time series of precipitation and normalized difference vegetation index (NDVI). *Remote Sensing*, 8(5): 422.
  30. Verhoef W, Menenti M, Azzali S. 1996. Cover A colour composite of NOAA-AVHRR-NDVI based on time series analysis (1981-1992). *International Journal of Remote Sensing*, 17(2): 231-235.
  31. Wan Z, Zhang Y, Zhang Q, Li Z-l. 2002. Validation of the land-surface temperature products retrieved from Terra Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer data. *Remote Sensing of Environment*, 83(1): 163-180.
  32. Wigneron J-P, Kerr Y, Chanzy A, Jin Y-Q. 1993. Inversion of surface parameters from passive microwave measurements over a soybean field. *Remote Sensing of Environment*, 46(1): 61-72.
  33. Xu Y, Shen Y. 2013. Reconstruction of the land surface temperature time series using harmonic analysis. *Computers & Geosciences*, 61: 126-132.
  34. Zhou J, Jia L, Menenti M. 2015. Reconstruction of global MODIS NDVI time series: Performance of Harmonic ANalysis of Time Series (HANTS). *Remote Sensing of Environment*, 163: 217-228.



## Reconstruction of cloud-free time series satellite observations of land surface temperature (LST) using harmonic analysis of time series algorithm (HANTS)

H. R. Ghafarian Malamiri <sup>1</sup>, H. Zare khormizie <sup>2\*</sup>

1. Assis. Prof. College of Humanities & Social Sciences, Yazd University  
2. MSc Student of Range Management, Yazd University

### ARTICLE INFO

#### *Article history:*

Received 25 December 2016  
Accepted 4 August 2017  
Available online 11 November 2017

#### *Keywords:*

Harmonic analysis  
Time series  
Land surface temperature (LST)  
MODIS  
Remote sensing

### ABSTRACT

Land surface temperature (LST) is an essential parameter in the energy exchange between the earth surface and atmosphere. It is widely used in various scientific fields, such as climatology, hydrology, agriculture, ecology, public health and environmental science where the time series analysis of LST is vital. One of the methods to estimate LST is to use thermal remote sensing technique and infra-red satellite imageries. But, the time series satellite data are commonly prone to miss data, outliers (spatially and temporally) due to clouds, aerosols, cloud masking algorithm malfunctioning and sensor errors. In this study, to solve the problem of missing data (gaps) and outliers Harmonic ANalysis of Time Series algorithm (HANTS) was used. The day and night MODIS LST products (MOD11A1) were used in 2015, with 1 kilometers and daily spatial and temporal resolution, respectively. The study area covers most part of Iran, Turkmenistan and the Caspian Sea, which belongs to an image frame that in the sinusoidal MODIS frame system has the horizontal and vertical number of 22 and 5 (h22v05), respectively. The quality evaluation of original data showed that on average 36.8 and 35.6 percentage of data was covered by a cloud by day and night time. The results of the HANTS algorithm illustrated that the Root Mean Square Error (RMSE) between the original and reconstructed data were 3.87 and 2.68 Kelvin during the day and night time. The results of this study indicate that HANTS algorithm can effectively solve the problem of gaps and outliers and improve the quality of data used in time series LST of MODIS.

\* Corresponding author e-mail address: [hadi.zarekh@gmail.com](mailto:hadi.zarekh@gmail.com)