

# آنالیز سری زمانی مشاهدات GPS جهت برآورد و مدل‌سازی حرکت پل

## مطالعه موردی: پل طبیعت

سعید فرزانه<sup>۱\*</sup>، محمدعلی شریفی<sup>۲</sup> و کوثر نادری<sup>۳</sup>

۱. استادیار، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران

۲. دانشیار، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران

۳. دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران

(دریافت: ۹۹/۱/۶، پذیرش نهایی: ۹۹/۷/۸)

### چکیده

مؤلفه‌های جابه‌جایی استخراج شده از سازه‌ها، یکی از پارامترهای مهم پایش سلامت ساختاری است که می‌توان از آنها جهت پیش‌بینی رفتار انواع مختلف سازه‌های بشری از جمله پل‌ها استفاده کرد. این مطالعه با هدف ارزیابی رفتار ایمنی پل پیاده‌رو طبیعت، با استفاده از پایش ژئودتیکی با نرخ ۳۰ ثانیه از سیستم GPS انجام شده است. به منظور ارزیابی حرکت پل از پالایه کالمن، پالایه MA، میانگین زمانی و پالایه Median به ترتیب جهت کاهش نوفه مشاهدات، برآورد مؤلفه‌های نیمه‌استاتیک، استاتیک و دینامیک حرکت پل استفاده شده است. نتایج به دست آمده از اعمال پالایه MA نشان می‌دهد که مؤلفه نیمه‌استاتیک با دقتی برابر با ۰/۰۰۵ متر در راستای North، ۰/۰۰۳ متر در راستای East و ۰/۰۱ متر در راستای Height استخراج شده است. همچنین RMSE بین مؤلفه دینامیک به دست آمده و مؤلفه پربود کوتاه نیز برابر با ۰/۰۰۷، ۰/۰۰۶ و ۰/۰۰۱ متر به ترتیب در سه جهت E، N و H می‌باشد. فرکانس‌های غالب حرکت پل، با استفاده از روش LSHE برآورد شده‌اند و در نهایت مدل شبکه عصبی مصنوعی با تعداد ۵ لایه پنهان و ۵ تأخیر، جهت پیش‌بینی تغییر شکل پل، بر اساس داده‌های استخراج شده و ارزیابی دقیق مؤلفه‌های متغیر با زمان ارائه شده است. نتایج حاصل بیانگر آن است که رفتار پل در محدوده ایمنی طراحی آن، دارای حداقل تغییرات مشاهده شده برای اندازه‌گیری‌های GPS در حوزه‌های زمان و فرکانس می‌باشد. همچنین آنالیز فرکانسی سری زمانی حرکت پل و مدل شبکه عصبی به ترتیب می‌توانند برای تشخیص و کشف تغییرات قابل توجه فرکانس و پیش‌بینی رفتار پل، جهت بررسی استحکام آن مورد استفاده قرار گیرند.

واژه‌های کلیدی: مدل‌سازی حرکت پل، پایش سلامت ساختاری، GPS، روش LSHE، پیش‌بینی تغییر شکل، مدل شبکه عصبی.

### ۱. مقدمه

امروزه سازه‌های عمرانی و ساختمان‌ها به دلایل اقتصادی، زیبایی و به‌عنوان جاذبه گردشگری و نقطه عطفی برای کشور، بزرگ‌تر و باریک‌تر شده‌اند. همچنین پل‌های طولانی مانند پل‌های کابلی و معلق، به منظور کاهش هزینه زیرساخت، تعبیه شده‌اند؛ چراکه این نوع هزینه‌ها هنگامی که پل‌ها در دریاها، دره‌ها و مناطق توسعه یافته شهری قرار دارند، به‌طور قابل توجهی افزایش می‌یابد (ایم و همکاران، ۲۰۱۳). به همین دلیل کمبود اطلاعات مناسب مربوط به سلامت سازه، ممکن است منجر به تصمیمات نادرست در مورد مدیریت دارایی زیرساخت‌ها، از جمله نگهداری، مقاوم‌سازی، یا جایگزینی شود. به‌عنوان مثال، در نتیجه

عدم کیفیت در ارزیابی سلامت سازه‌ها، برخی از آنها ممکن است مقاوم‌سازی و یا جایگزین شوند، در حالی که در واقعیت، هنوز سالم هستند، یا از طرف دیگر ممکن است آسیب‌های موجود در سایر سازه‌ها، تا زمانی که به یکپارچگی آنها آسیب نرساند، شناسایی نشوند. آکتان و همکاران (۲۰۰۲)، SHM (Structural Health Monitoring) را به‌عنوان فرآیندی جهت بررسی عملکرد، وضعیت ساختاری، قابلیت اطمینان و سلامت سازه‌ها، با استفاده از اندازه‌گیری داده‌ها و تفسیر آنها تعریف کردند. به دلیل اینکه پل‌ها بخش مهمی از سیستم حمل‌ونقل زمینی هستند و با توجه به تجربیات به دست آمده از بلایای

طبیعی، پایش سلامت آنها، برای امنیت و عمر مفید پل مهم و ضروری می‌باشد. در سیستم‌های ترافیکی، پل به‌عنوان ضمانتی برای پیشرفت اقتصادی و امنیت اجتماعی در نظر گرفته می‌شود که امروزه با توجه به هندسه باریک آنها، به‌طور قابل توجهی می‌توانند در اثر باد، وسیله نقلیه و سایر بارهای ضربه‌ای تحت تأثیر قرار گیرند. همچنین ممکن است این سازه در اثر تغییرات دما و عوامل محیطی، دچار خوردگی و تغییر شکل‌های بزرگ شود؛ که به‌دلیل آسیب دیدن خصوصیات ساختاری آن، ویژگی‌های اصلی دینامیکی این سازه تغییر می‌کند (ژو و همکاران، ۲۰۱۷؛ چن جی و همکاران، ۲۰۱۶). ابزارها و روش‌های زیادی برای پشتیبانی از پایش سازه ایجاد شده‌است که با توسعه مستمر تکنولوژی‌های جدید، سیستم‌های پایش سلامت به‌طور گسترده در ضمانت ایمنی ساختار پل مورد استفاده قرار می‌گیرند (ژین و همکاران، ۲۰۱۸؛ سوزا و نگری، ۲۰۱۷). از آنجا که سیستم‌های پایش، نیاز به شناسایی جابه‌جایی‌های استاتیک، دینامیک و دائمی، به‌صورت آنی دارند؛ به‌طور گسترده از سیستم تعیین موقعیت جهانی (Global Positioning System) برای پایش پل استفاده شده‌است. جابه‌جایی‌های دائمی، جابه‌جایی‌هایی با پریود طولانی هستند و الگوی جابه‌جایی‌های استاتیک با گذشت زمان تغییر نمی‌کنند. علاوه بر جابه‌جایی‌های دائمی و استاتیک، مؤلفه پریود کوتاه نیز وجود دارد که خود شامل جابه‌جایی دینامیک و نطفه می‌باشد؛ که الگوی جابه‌جایی‌های دینامیک با گذشت زمان تغییر می‌کنند و تخمین‌ها با استفاده از مقادیر موجود در همسایگی به‌روز می‌شوند. به‌کارگیری GPS به‌عنوان یک ابزار پایش، امیدوارکننده است؛ زیرا می‌تواند ویژگی‌های دینامیکی و جابه‌جایی‌های استاتیک را به‌صورت آنی و با دقت بالا اندازه‌گیری کند، در حالی که سیستم پایش مرسوم با استفاده از شتاب‌سنج، نمی‌تواند جابه‌جایی‌های استاتیک و شبه استاتیک را مشاهده کند (ایم و همکاران، ۲۰۱۳). علاوه بر این، پیشرفت‌های سریع در دستگاه‌ها و الگوریتم‌های GPS می‌تواند خطاهای مربوط به داده‌های

آن‌را کاهش دهد و همچنین ادغام گیرنده‌های GPS و حسگرهای مکمل، دقت مشاهدات را تا حد قابل قبولی بالا می‌برد و انتظار می‌رود با استفاده از خصوصیات دینامیکی سازه‌ها که از GPS به‌دست آمده‌اند، محل و شدت آسیب را شناسایی کرد (گیلی و همکاران، ۲۰۰۰). امروزه، فرکانس نمونه‌برداری با سرعت بالا از فناوری GPS، یک سیستم پایش ژئودینامیکی مناسب را ارائه می‌دهد که می‌تواند برای تشخیص حرکات ساختاری سه‌بعدی، به‌صورت آنی به‌کار رود. بسیاری از مطالعات، سیستم پایش RTK GPS با نرخ نمونه‌برداری بالا را برای تشخیص رفتار پل مورد ارزیابی قرار دادند و دریافتند که GPS یک سیستم مؤثر برای برآورد عملکرد دقیق پل‌ها می‌باشد (مسچس و استیروس، ۲۰۱۱؛ ایم و همکاران، ۲۰۱۳؛ یی و همکاران، ۲۰۱۳a؛ کالوپ و هو، ۲۰۱۶؛ یو و همکاران، ۲۰۱۶). سیستم اندازه‌گیری RTK دارای برخی از خطاها و نطفه‌هایی است که در مسچس و استیروس (۲۰۱۱) شرح داده شده‌است. بنابراین، باید از پالایه برای استخراج رفتار واقعی سازه‌ها استفاده شود که در برخی از تحقیقات از پالایه متحرک متوسط (Moving Average)، پالایه دوتایی (Double Filtration) یا فرآیند آماری جهت استخراج حرکات نیمه‌استاتیک و دینامیکی سازه‌ها استفاده کرده‌اند (مسچس و استیروس، ۲۰۱۳؛ یو و همکاران، ۲۰۱۴؛ یی و همکاران، ۲۰۱۶). با استفاده از مشاهدات آنی GPS نحوه تغییرات حرکت پل نیز با استفاده از روش‌های مختلف از جمله ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) و ARMA (Autoregressive Moving Average) و GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) مورد بررسی قرار گرفته‌است (چن و همکاران، ۲۰۰۸؛ اوساندون و همکاران، ۲۰۱۱؛ کاو و همکاران، ۲۰۱۴؛ ون لی و نیشیو، ۲۰۱۵؛ چن زی و همکاران، ۲۰۱۶؛ کالوپ و هو، ۲۰۱۶؛ چن و ونگ، ۲۰۱۶؛ صمدی علی‌نیا، ۲۰۱۷). علاوه بر این، بسیاری از محققان از خطاهای مدل برای ارزیابی رفتار و

ارائه خواهد شد.

## ۲. داده و سیستم پایش پل طبیعت

پل طبیعت تهران، یک پل پیاده بر فراز بزرگراه مدرس در اراضی عباس‌آباد و بزرگ‌ترین پل غیرخودرویی کشور است که در مهر سال ۱۳۹۳ افتتاح شد. همان‌طور که در شکل ۱-الف نشان داده شده‌است، این پل به‌منظور اتصال کاربری‌های پیاده پارک آب و آتش در غرب به پارک طالقانی در شرق، که توسط بزرگراه مدرس از هم جدا شده‌اند، طراحی شده‌است. طول کل پل در حدود ۲۷۰ متر و دهانه‌های آن از شرق به غرب به ترتیب ۶۸، ۹۴، ۶۸ و ۳۹ متر می‌باشد. عرض پل بین ۶ تا ۱۳ متر متغیر است. اصلی‌ترین مصالح مصرفی در این پل، که سازه اصلی آن نیز می‌باشد، فولاد است. لایه‌های مختلف کف‌سازی آن، شامل بتن سبک و عایق رطوبتی است که در نهایت سطح آن با چوب کامپوزیت پوشیده شده‌است. در طراحی این پل سعی شده‌است با بررسی دوره تناوب طبیعی پل و پاسخ حرکتی عابرن پیاده، از ایجاد پدیده تشدید جلوگیری شود (گروه دیبا، ۱۳۹۳).

با توجه به شکل ۱-ب دو ایستگاه GPS جهت پایش، اندازه‌گیری حرکات پل و مشاهده رفتار آن در نقاط S1 و S2 بر روی این سازه مستقر شده‌اند. همچنین به‌منظور مقایسه حرکات پل با نقطه‌ای ثابت، از یک ایستگاه سامانه سمت استفاده می‌شود. در این سامانه، شهرداری تهران جهت تأمین زیرساخت مسطحاتی-ارتفاعی شهر، سامانه موقعیت‌یابی تهران را در مساحتی بالغ بر ۶۰۰ کیلومتر مربع ایجاد کرده‌است. این سامانه متشکل از شش ایستگاه مرجع دریافت اطلاعات ماهواره‌های تعیین موقعیت، با هندسه بسیار مناسب و فشردگی تعداد ایستگاه در واحد مساحت می‌باشد. در این مطالعه، همان‌طور که در شکل ۱-ج و ۱-د نشان داده شده‌است، از ایستگاه سامانه سمت، به نام M022، واقع در شهرک شهید باقری و به فاصله تقریباً ۲۰ کیلومتری از پل، به‌عنوان نقطه ثابت استفاده می‌شود.

ساختار در حوزه زمانی استفاده کردند (مسچس و استیروس، ۲۰۱۵؛ سیرکا و ادلی، ۲۰۱۲؛ یی و همکاران، ۲۰۱۳b؛ گروسکی، ۲۰۱۵؛ یو همکاران، ۲۰۱۶). همچنین تبدیل فوریه (Fast Fourier Transformation) و آنالیزهای موجک (Wavelet Analyses) نیز روش‌های متداولی هستند که می‌توان از آنها به‌ترتیب در جهت برآورد فرکانس طبیعی سازه‌ها و از بین بردن نوفه‌های GPS و شناسایی تغییرات اندازه‌گیری‌های سیستم پایش GPS استفاده کرد (طاها و همکاران، ۲۰۰۶؛ یو و همکاران، ۲۰۰۶؛ لاروکا و همکاران، ۲۰۰۶؛ ساید و همکاران، ۲۰۱۷؛ سوزا و نگری، ۲۰۱۷).

تاکنون در حوزه زمانی، مطالعات بسیاری برای تشخیص تغییرات حرکتی سازه‌ها انجام شده‌است (تفرل و همکاران، ۲۰۰۸؛ ون لی و نیشیو، ۲۰۱۵) در حالی که در حوزه فرکانس مطالعات محدودی، به‌ویژه برای ارزیابی حرکات پل‌ها موجود می‌باشد (لاروکا و همکاران، ۲۰۰۶؛ گروسکی، ۲۰۱۵). در این مقاله تلاش شده‌است که تجزیه و تحلیل سری زمانی در هر دو حوزه زمان و فرکانس، صورت گیرد. این مطالعه با هدف ارزیابی ایمنی رفتار پل طبیعت تهران، با استفاده از پایش کوتاه‌مدت و برآورد تغییرات اندازه‌گیری‌های GPS، در حوزه‌های زمان و فرکانس انجام شده‌است؛ که می‌تواند پایه و اساس هشدار اولیه برای سیستم پایش سلامت پل باشد. رفتار کامل (استاتیک، نیمه استاتیک و دینامیکی) این پل مورد بررسی قرار گرفته و از یک آنالیز سری زمانی پیشرفته (ارزیابی فرکانس‌های غالب و مدل شبکه عصبی) برای برآورد رفتار پل استفاده می‌شود. مطالعه پیش رو از ۴ قسمت تشکیل شده‌است. در بخش ۲، به بررسی سیستم پایش پل طبیعت و داده‌های مورد استفاده پرداخته می‌شود. در بخش ۳، الگوریتم پیشنهادی به‌منظور استخراج مؤلفه‌های حرکتی پل و همچنین مدل حرکت، جهت پیش‌بینی تغییر شکل آن، پیاده‌سازی شده‌است و در نهایت در بخش ۴، نتایج حاصل از این تحقیق و ارزیابی آنها



(ب)



(الف)



(د)



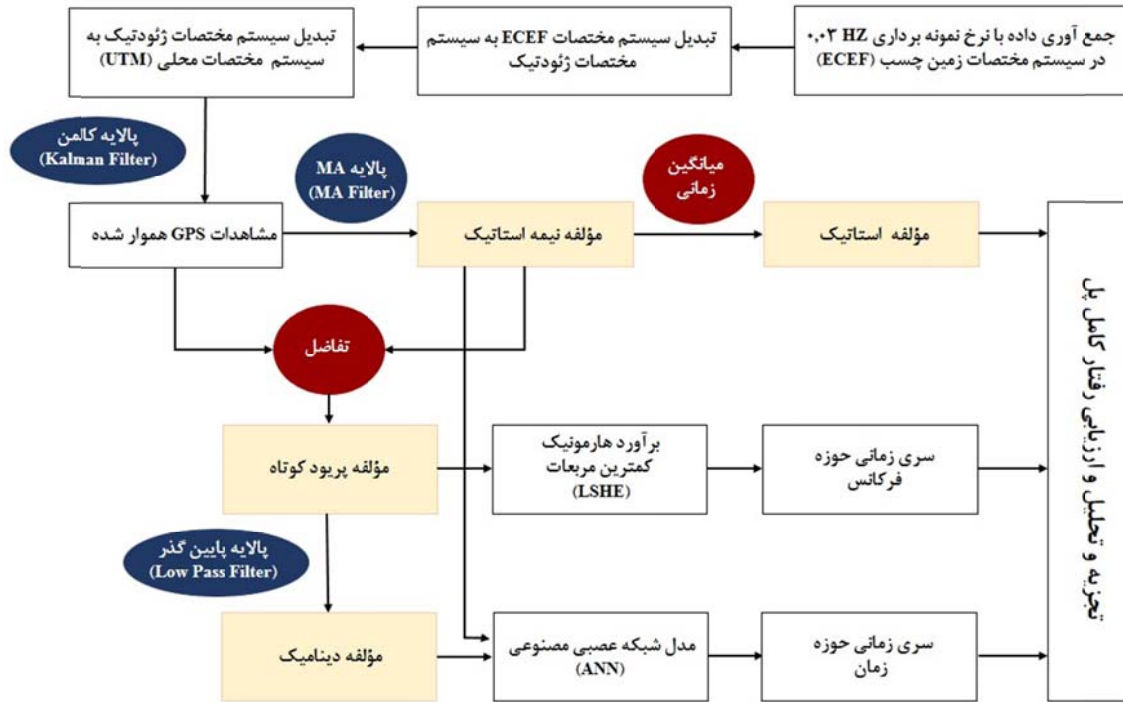
(ج)

شکل ۱. (الف) موقعیت پل طبیعت، (ب) سیستم پایش GPS، (ج) موقعیت ایستگاه ثابت، (د) فاصله محل پایش و ایستگاه ثابت.

### ۳. روش تحقیق

(نیمه‌استاتیک) و مؤلفه‌های حرکتی با پررود کوتاه (دینامیک و نوفه) نیز تقسیم کرد. در این تحقیق از پالایه میانگین متحرک، میانگین‌گیری زمانی و پالایه پایین‌گذر (Low Pass Filter) به ترتیب برای استخراج مؤلفه نیمه‌استاتیک، استاتیک و دینامیک استفاده شده‌است. در نهایت نیز به منظور برآورد و پیش‌بینی رفتار دینامیکی پل، مدل شبکه عصبی مصنوعی (Artificial Neural Networks) مورد استفاده قرار گرفته‌است که در ادامه، هرکدام از مراحل و نحوه انجام آنها، توضیح داده می‌شود. روند کلی این مطالعه، مطابق با شکل ۲ می‌باشد.

برای مطالعه رفتار پل طبیعت و تجزیه و تحلیل حرکات نقاط تحت پایش، ابتدا نوفه موجود در مختصات پردازش شده GPS، کاهش داده می‌شود و داده‌ها نرم می‌شوند تا انواع مختلفی از مؤلفه‌های جابه‌جایی را استخراج کنند (هودنات و بهر، ۱۹۹۸؛ کالوپ و هو، ۲۰۱۶؛ بیجیت، ۲۰۱۶). مؤلفه‌های جابه‌جایی سازه‌ها به استاتیک، نیمه‌استاتیک و دینامیک تقسیم می‌شوند (مسچس و استیروس، ۲۰۱۱). در اینجا لازم به ذکر است که مؤلفه‌های اندازه‌گیری GPS را می‌توان به مؤلفه‌های حرکتی با پررود طولانی

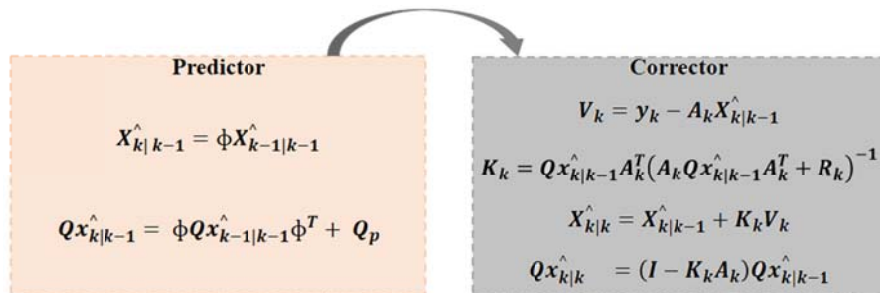


شکل ۲. الگوریتم روش پیشنهادی جهت تعیین مدل دینامیکی پل.

۱-۳. کاهش نوفه در سری زمانی

با توجه به نرخ نمونه‌برداری بالا در سیستم GPS و همچنین به دلیل عوامل محیطی، جابه‌جایی‌های وابسته به زمان در فواصل زمانی نزدیک به هم منجر به همبستگی می‌شود. بنابراین مشاهدات GPS معمولاً حاوی خطاهای تصادفی می‌باشند که بر تجزیه و تحلیل تغییر شکل تأثیر منفی می‌گذارد و ممکن است ما را به نتیجه نامطلوب برساند. به همین دلیل لازم است پس از برداشت مشاهدات و پردازش اولیه آنها، این خطاها در مختصات حاصل از پردازش، کاهش داده شوند تا سیگنال‌های به دست آمده شکلی هموارتر پیدا کنند.

در این بررسی به منظور کاهش نوفه و هموارکردن داده‌های نمونه از پالایه کالمن استفاده خواهد شد (گول و کتبس، ۲۰۰۹). پالایه کالمن ابزاری مهم برای تجزیه و تحلیل نوفه موجود در سیگنال است که مقدار بهینه بردار حالت را به روش بازگشتی کمترین مربعات محاسبه می‌کند و کاربر نیازی به ذخیره مشاهدات قبلی ندارد. در عوض، تمام اطلاعات قبلی در الگوریتم منتقل می‌شود. با توجه به الگوریتم بازگشتی، این مدل به صورت آنی از زمان  $t_{k-1}$  تا زمان  $t_k$  قابل استفاده می‌باشد. فرم ریاضی این مدل در شکل ۳ نشان داده شده است (ژی و همکاران، ۲۰۰۷).



شکل ۳. الگوریتم پالایه کالمن.

دوره‌های بلندمدت استفاده می‌شود. حد آستانه بین کوتاه‌مدت و بلندمدت به کاربرد مورد نظر بستگی دارد و پارامترهای میانگین متحرک نیز بر این اساس تنظیم می‌شوند (هانتر، ۱۹۸۶). از نظر ریاضی، یک میانگین متحرک نوعی از کانولوشن است؛ بنابراین می‌توان آن را به‌عنوان نمونه‌ای از پالایه پایین‌گذر که در پردازش سیگنال مورد استفاده قرار می‌گیرد، در نظر گرفت. همان‌طور که از نام این فرآیند پیداست، پالایه میانگین متحرک با میانگین تعدادی از نقاط سیگنال ورودی کار می‌کند تا هر نقطه از سیگنال خروجی را تولید کند. فرم ریاضی این فرآیند را می‌توان طبق رابطه زیر بیان کرد.

$$y[i] = \frac{1}{M} \sum_{j=0}^{M-1} x[i+j] \quad (1)$$

در این رابطه،  $x[i]$  سیگنال ورودی،  $y[i]$  سیگنال خروجی و  $M$  تعداد نقاطی است که در میانگین متحرک استفاده می‌شود. این معادله فقط از نقاط در یک طرف نمونه خروجی محاسبه شده، استفاده می‌کند.

۲-۲-۳. استخراج مؤلفه استاتیک و مؤلفه پریود کوتاه جهت برآورد رفتار استاتیک، مطابق با الگوریتم پیشنهادی در شکل ۳، از میانگین‌گیری زمانی مؤلفه نیمه‌استاتیک استفاده می‌شود. با توجه به اینکه نرخ نمونه‌برداری داده‌های مورد استفاده در این تحقیق، ۳۰ ثانیه است؛ میانگین پنج دقیقه حرکت نیمه‌استاتیک، به‌عنوان یک رفتار استاتیک از هر نقطه در نظر گرفته می‌شود. در نهایت با تفاضل سری زمانی موجود در بخش (۳-۱) و مؤلفه نیمه‌استاتیک، مؤلفه حرکت پریود کوتاه حاصل خواهد شد.

### ۳-۲-۳. استخراج مؤلفه دینامیک

رفتار دینامیکی با استفاده از پالایه پایین‌گذر که بر روی مؤلفه پریود کوتاه اعمال شده‌است، برآورد می‌شود. در مطالعه پیش رو پالایه‌های پایین‌گذر مختلفی از جمله Butter Filter (هاروی و تریمبر، ۲۰۰۳)،

در این رابطه،  $x_k$  و  $x_{k-1}$  بردار حالت در دو زمان  $k$  و  $k-1$  بردار مشاهدات در زمان  $k$ ؛  $\Phi$  ماتریس گذر (Transition Matrix)،  $Q_{\hat{x}_{k|k}}$  و  $Q_{\hat{x}_{k|k-1}}$  ماتریس واریانس-کواریانس مجهولات برآورد شده در دو زمان  $k$  و  $k-1$ ؛  $A_k$  ماتریس طرح (Design Matrix)،  $Q_p$  خطای مدل دینامیکی،  $V_k$  بردار باقی‌مانده پیش‌بینی،  $R_k$  ماتریس واریانس-کواریانس مشاهدات و  $K_k$  ماتریس بهره (Gain Matrix) می‌باشند. پالایه کالمن از یک الگوریتم predictor-corrector برای برآورد  $x_k$  استفاده می‌کند که در مرحله اول برآورد آزمایشی  $\hat{x}_{k|k-1}$  بر اساس مقدار  $\hat{x}_{k-1|k-1}$  محاسبه می‌شود، سپس به‌منظور به‌دست آوردن  $\hat{x}_{k|k}$  از مقدار اندازه‌گیری شده  $y_k$  برای بهبود بیشتر مقدار  $\hat{x}_{k|k-1}$  که تخمین  $x_k$  می‌باشد، استفاده می‌شود (گول و کتیس، ۲۰۰۹؛ ژی و همکاران، ۲۰۰۷). در مطالعه حاضر از روش CWPA (Continuous Wiener Process Acceleration) به‌منظور کاهش نوفه از سری زمانی مشاهدات GPS استفاده شده‌است (صفری و همکاران، ۱۳۹۳). این مدل، سیستم دینامیکی را به‌صورت حرکت شتاب‌دار با شتاب ثابت در نظر می‌گیرد به‌طوری‌که هر سه مؤلفه شتاب در هر سه راستا، دارای نوفه تصادفی سفید هستند.

### ۲-۳. استخراج مؤلفه‌های جابه‌جایی

#### ۳-۲-۱. استخراج مؤلفه نیمه‌استاتیک

همان‌طور که اشاره شد به‌منظور استخراج مؤلفه نیمه‌استاتیک از پالایه Moving Average استفاده می‌شود (مسچس و استیروس، ۲۰۱۱؛ یو همکاران، ۲۰۱۴)؛ چراکه مسچس و استیروس (۲۰۱۱) بر اساس نتایج حاصل از تجزیه و تحلیل آزمایشات متعدد سیستماتیکی که بر روی مشاهدات جابه‌جایی انجام داده بودند، دریافتند که پالایه MA این امکان را فراهم می‌کند که سری زمانی را بتوان به یک مؤلفه بلندمدت و یک مؤلفه کوتاه‌مدت جدا کرد. میانگین متحرک معمولاً در سری‌های زمانی برای هموار کردن نوسانات کوتاه‌مدت و برجسته‌سازی روندها یا

همکاران، ۱۳۹۷).

$$l(x, y) = \frac{2\mu_{y'}\mu_y + c_1}{\mu_{y'}^2 + \mu_y^2 + c_1}$$

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_{y'}\sigma_y + c_2}{\sigma_{y'}^2 + \sigma_y^2 + c_2} \quad (۴)$$

$$s(x, y) = \frac{\sigma_{y'}\mu_y + c_3}{\sigma_{y'}\sigma_y + c_3}$$

۳-۳. تعیین مدل دینامیکی حرکت پل

همان‌طور که در بخش ۳ توضیح داده شده‌است، به منظور تعیین مدل دینامیکی حرکت پل از شبکه عصبی مصنوعی استفاده می‌شود (یانگ و همکاران، ۲۰۱۳؛ کاو و لو، ۲۰۱۳؛ لی و همکاران، ۲۰۱۶؛ ژین و همکاران، ۲۰۱۸). بسیاری از مطالعات از مدل‌های NN برای پیش‌بینی موقعیت سیستم یکپارچه GPS استفاده کرده‌اند (چن و همکاران، ۲۰۱۳ و مالسوارن و همکاران، ۲۰۱۴). این مطالعات قبلی نشان داده‌اند که از قدرت مدل‌های ANN می‌توان برای پیش‌بینی سیستم پایش استفاده کرد. شبکه عصبی روشی مبتنی بر هوش مصنوعی جهت تقریب توابع مختلف در علوم مهندسی و جز مدل‌های غیرخطی است که برگرفته از ساختار عصبی انسان در مقیاس کوچک‌تر می‌باشد. شبکه پرسپترون چند لایه (Multilayer Perceptron) از متداول‌ترین و پرکاربردترین انواع شبکه عصبی است که از اتصال بین واحدهای پردازشی با نام نرون (گره) تشکیل شده‌است که به صورت شماتیک در شکل ۴ نمایش داده شده است.

Standard Average Filter (شاموی و استوفر، ۱۹۸۲)، Median Filter (بارنر و ارکی، ۱۹۹۸) و Gaussian Filter (هارلیم و هونت، ۲۰۰۷) جهت استخراج مؤلفه دینامیکی مورد آزمایش قرار گرفته‌اند. در نهایت از بین آنها، برای انتخاب پالایه بهینه از شاخص‌های بهینگی مانند خطای جذر میانگین مربعات (Root Mean Square Error)، انحراف معیار (Standard Deviation)، خطای میانگین مطلق (Mean Absolute Error) و شباهت ساختاری (Structural Similarity) استفاده شده‌است. معادلات موجود در رابطه ۲ فرم ریاضی این شاخص‌ها را نشان می‌دهد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{(y - y')(y - y')^T}{n}}$$

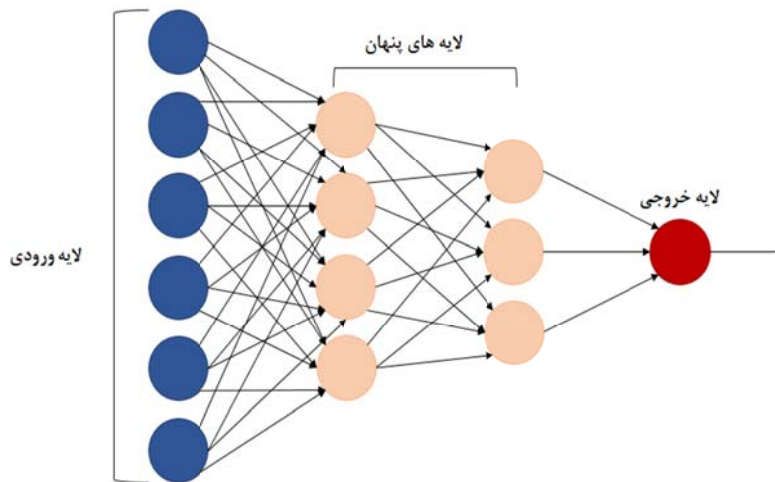
$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y - y'|}{n} \quad (۲)$$

$$STD = \sqrt{\frac{\sum (y_i - \bar{y})^2}{n}}$$

شاخص شباهت ساختاری به صورت مضربی از سه معیار  $l$ ،  $c$  و  $s$  مطابق رابطه ۳ بیان می‌شود.

$$SSIM = [l(x, y)]^\alpha \times [c(x, y)]^\beta \times [s(x, y)]^\gamma \quad (۳)$$

با در نظر گرفتن  $\mu_{y'}$ ،  $\mu_y$ ،  $\sigma_{y'}$  و  $\sigma_y$  به عنوان میانگین و انحراف معیار دو سری زمانی و  $\sigma_{xy}$  به عنوان کوواریانس بین دو سری زمانی، معیارهای مورد استفاده در رابطه ۴ به صورت زیر محاسبه می‌شود (شریفی و



شکل ۴. نمایش شماتیک شبکه عصبی.

به ماهیت پرودییک سری‌های زمانی GPS، انتظار می‌رود که فرکانس‌های موجود در این مشاهدات به کمک این روش قابل تشخیص باشند. در حالت کلی مؤلفه‌های مختصاتی سری‌های زمانی را می‌توان به صورت رابطه ۷ مدل کرد.

$$y = y_0 + rt + \sum_{k=1}^q a_k \cos w_k t + b_k \sin w_k t \quad (7)$$

$$y = AX + \sum_{k=1}^q A_k X_k \quad (8)$$

در این رابطه سری زمانی با برازش یک ترمند خطی و تعداد  $q$  ترم مثلثاتی منحصر به فرد مدل شده است؛ که  $t$  زمان،  $y_0$  موقعیت اولیه ایستگاه،  $r$  نرخ تغییر موقعیت ایستگاه،  $w_k$  سرعت زاویه‌ای،  $a_k$ ،  $b_k$  و  $k$  تعداد فرکانس‌ها می‌باشد. رابطه ۸ فرم ماتریسی رابطه ۷ را نشان می‌دهد. با اضافه شدن هر  $A_k$  به مدل، پارامتری تحت عنوان ترم سینوسی و کسینوسی نیز اضافه می‌شود تا فرکانس‌های بیشتری پیدا شوند، البته لازم به ذکر است که اضافه شدن این پارامتر اضافی باید از نظر آماری قابل قبول باشد و برای این منظور از آزمون فرضی با فرضیه آماری طبق رابطه ۹ استفاده می‌شود.

$$\begin{cases} H_0 : y = AX + \sum_{k=1}^{q-1} A_k X_k \\ H_a : y = AX + \sum_{k=1}^q A_k X_k \end{cases} \quad (9)$$

این تست آماری به صورت تکراری برای فرکانس‌های مختلف مورد استفاده قرار می‌گیرد. با قبول هر  $w_k$ ، ترم سینوسی و کسینوسی مربوط به آن به فرض صفر اضافه شده و تست برای فرکانس‌های بعدی انجام خواهد شد. آماره آزمون فرض در هر مرحله، از توزیع فیشر پیروی می‌کند که در رابطه ۱۰ بیان شده است.

$$T \approx F(2, m - n - 2i) \quad (10)$$

$$\sigma_a^2 = \frac{e_a^T Q y^{-1} e_a}{df}$$

$$T = \frac{P(w_j)}{2\sigma_a^2}$$

مهم‌ترین وظیفه منتسب به یک نرون، دریافت اطلاعات از نرون‌های همسایه به عنوان ورودی و انتساب پارامتر وزن به هر یک از ورودی‌ها می‌باشد. همچنین محاسبه پاسخ نرون به داده‌های ورودی توسط تابع عملکرد داخلی آن و نهایتاً ارسال پاسخ محاسبه شده به سایر نرون‌های شبکه به عنوان ورودی جدید را می‌توان به عنوان دیگر وظایف این واحد نام برد (فرولیچ و همکاران، ۲۰۰۳). شبکه MLP حداقل شامل سه لایه ورودی، میانی (پنهان) و خروجی است. روش قانونمندی برای تعیین تعداد لایه‌ها و نرون‌های هر لایه وجود ندارد و فاکتورهای زیادی در این زمینه تاثیرگذار هستند. اطلاعات مربوط به داده ورودی به اولین لایه داده می‌شود و پس از ضرب با ضریب وزن و اضافه کردن بایاس به لایه مخفی، ارسال می‌شود. مقادیر خروجی حاصل از نرون‌های لایه پنهان به عنوان مقادیر ورودی برای لایه خروجی در نظر گرفته می‌شوند (مککلاند و همکاران، ۱۹۸۶). از نظر ریاضی؛ نرون  $k$  را می‌توان با نوشتن روابط ۵ و ۶ توصیف کرد.

$$U_k = \sum_{j=1}^m W_{kj} X_j \quad (5)$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) \quad (6)$$

در این روابط  $x_1, x_2, \dots, x_m$ ، ورودی هستند؛  $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$  وزن‌های نرون عصبی  $k$  و  $U_k$  خروجی ترکیبی خطی از پارامترهای ورودی است.  $b_k$  بایاس، و  $\varphi$  تابع فعال‌سازی و  $y_k$  خروجی نرون  $k$ ام می‌باشد (هایکین، ۱۹۹۴).

### ۳-۴. برآورد هارمونیک کمترین مربعات

به منظور مقایسه رفتار نقاط روی پل و ایستگاه ثابت M022، از برآورد هارمونیک کمترین مربعات (Least Square Harmonic Estimation) استفاده شده است؛ که یکی از روش‌های موجود در آنالیز طیفی به حساب می‌آید. این روش جهت بهبود بخش تابعی مدل مشاهداتی، به منظور تشخیص فرکانس‌های موجود در سیگنال‌هایی با ماهیت پرودییک استفاده می‌شود. با توجه



همسایگی آن استفاده شده‌است که در نهایت فرکانس‌های با توان طیفی بیشتر به‌عنوان فرکانس‌های غالب در نظر گرفته خواهند شد.

#### ۴. ارزیابی و تجزیه و تحلیل نتایج

در این بخش، مراحل پردازش اولیه، استخراج مؤلفه‌های حرکتی پل و روند ایجاد مدل، به تفصیل شرح داده می‌شوند. همچنین در ادامه، مقایسه عملکرد نقاط روی پل و ایستگاه ثابت صورت گرفته و نتایج حاصل نشان داده شده‌است. پردازش اولیه داده‌های GPS و شبیه‌سازی‌های انجام شده در این مقاله به ترتیب با استفاده از نرم‌افزار Bernese و MATLAB 2017a می‌باشند.

#### ۴-۱. جمع‌آوری مشاهدات و پردازش اولیه

داده‌های مورد استفاده در این مطالعه، به مدت دو روز (هفتم و هشتم آذر ۱۳۹۷) و با نرخ نمونه‌برداری ۳۰ ثانیه می‌باشند. جهت X به جهت شرق پل (پارک طالقانی) اشاره دارد، جهت Y عمود بر جهت X و در راستای بزرگراه مدرس و جهت Z، جهت حرکت قائم است. به منظور پردازش اولیه داده‌های جمع‌آوری شده، از اطلاعات مداری دقیق و همچنین از نرم‌افزار Bernese به صورت ثابت در این پردازش شامل ankr, artu, drag, nico, polv, tehn و zeck می‌باشند. پردازش نقاط بر روی پل به صورت شبکه‌ای صورت گرفته و ایستگاه‌های IGS جهت ایجاد شبکه، مورد استفاده قرار گرفته‌اند. جزئیات مربوط به این پردازش در جدول ۱ و ۲ ذکر شده‌است.

همچنین  $w_k$  در هر مرحله طبق روابط ۱۴-۱۱ محاسبه می‌شود.

$$w_k = \operatorname{argmax} P(w_j) \quad (11)$$

$$P(w_j) = e_0^T Q_y^{-1} A_j (A_j^T Q_y^{-1} P_A^{\perp} A_j)^{-1} A_j^T Q_y^{-1} e_0 \quad (12)$$

$$e_0 = P_A^{\perp} y \quad (13)$$

$$P_A^{\perp} = I - A(A^T Q_y^{-1} A)^{-1} A^T Q_y^{-1} \quad (14)$$

که در این روابط  $P(w_j)$  توان طیفی،  $P_A^{\perp}$  ماتریس تصویرگر قائم،  $Q_y^{-1}$  معکوس ماتریس کواریانس مشاهدات و  $A$  ماتریس طرح می‌باشد که در ابتدا به صورت رابطه ۱۵ است؛ سپس در هر مرحله فرکانس مورد نظر پس از قبول تست آماری، به ماتریس طرح قبلی، طبق رابطه ۱۶ اضافه می‌شود. در این روابط،  $m$  تعداد مشاهدات را نشان می‌دهد.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & t \\ \vdots & \vdots \\ 1 & t_m \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & t & \dots & \cos w_k t_1 & \sin w_k t_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & t_m & \dots & \cos w_k t_m & \sin w_k t_m \end{bmatrix} \quad (16)$$

به علت پیچیدگی این روابط در عمل از روش‌های عددی مانند ترسیم نمودار پریودوگرام (Periodogram) و بررسی بصری آن، به منظور استخراج فرکانس‌های غالب موجود استفاده می‌شود. با ترسیم توان‌های طیفی سیگنال بر حسب فرکانس‌های موجود در آن، نمودار پریودوگرام حاصل می‌شود. پس از محاسبه توان طیفی برای تمامی فرکانس‌ها، از نمودار پریودوگرام جهت مقایسه توان طیفی هر فرکانس با توان طیفی فرکانس‌های موجود در

جدول ۱. پردازش داده‌ها و مدل‌سازی مشاهدات.

|                                 |   |
|---------------------------------|---|
| پردازش داده‌ها                  | پردازش فاز به صورت "baseline by baseline mode" و با استفاده از تفاضلات دو گانه انجام می‌شود. در بیشتر موارد، جهش فاز با ترکیبات خطی مختلف L1 و L2، تشخیص داده می‌شود. |
| انواع مشاهدات                   | فاز حامل بازایه cutoff از ۷ درجه و نرخ نمونه‌برداری ۳۰ ثانیه. وزن‌دهی وابسته به ارتفاع مطابق با رابطه $1/\sin(e)^2$ در جایی که ارتفاع ماهواره است اعمال می‌شود.       |
| مدل مشاهداتی                    | تفاضلات دو گانه از ترکیب خطی عاری از یونوسفر.   |
| کالیبراسیون مرکز فاز آنتن زمینی | مدل تغییرات مرکز فاز مطلق IGS08 استفاده شده است.  |
| مدل تروپوسفریک                  | مدل پیشینی GMF است که با DRY GMF ترسیم شده است.   |
| برآورد تروپوسفریک               | تصحیح تأخیر در راستای زینت بر اساس تابع تصویر WETGMF در فواصل ۲ ساعته تخمین زده می‌شود. پارامترهای تأخیر افقی E-W و N-S برای هر ۲۴ ساعت محاسبه می‌شوند.               |
| تابع تصویر تروپوسفریک           | GMF   |
| یونوسفر                         | اثر مرتبه اول، با تشکیل ترکیب خطی عاری از یونوسفر L1 و L2 از بین می‌رود. اثر مرتبه دوم و سوم اعمال شده است.   |
| جابه‌جایی جزرومدی               | جابه‌جایی جزرومدی زمین جامد از مدل کامل کنوانسیون IERS 2010 استخراج شده است، ولی بارگذاری جزرومد اقیانوس اعمال نمی‌شود.   |
| بارگذاری جوی                    | اعمال شده است.  |
| تصحیح مرکز جرم ماهواره          | مدل تغییرات مرکز فاز IGS08 استفاده شده است.   |
| کالیبراسیون مرکز فاز ماهواره    | مدل تغییرات مرکز فاز IGS08 استفاده شده است.   |
| مسیرهای ماهواره‌ای              | محصولات نهایی IGS   |
| توجیه زمین                      | محصولات نهایی IGS   |

جدول ۲. فرآیند برآورد.

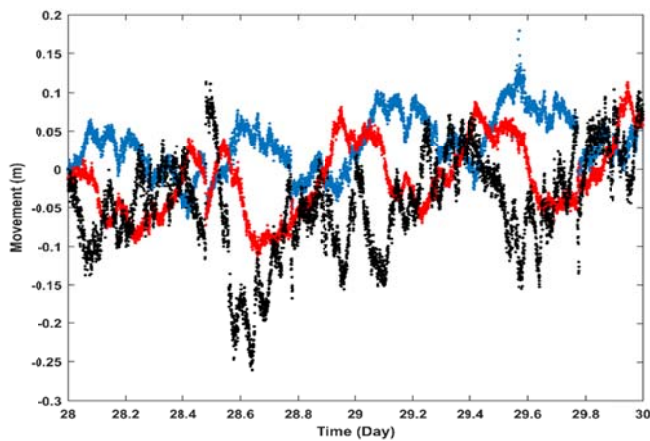
|                |   |
|----------------|---|
| سرشکنی         | الگوریتم کمترین مربعات وزندار.  |
| مختصات ایستگاه | قیدهای مختصات ایستگاه‌های مرجع با انحراف معیار ۱ میلی‌متر و ۲ میلی‌متر به ترتیب برای مؤلفه‌های افقی و عمودی اعمال می‌شوند.  |
| تروپوسفر       | پارامترهای تأخیر زینت و جفت پارامترهای تأخیر افقی برای هر ایستگاه در فواصل ۲ ساعت و ۲۴ ساعت برآورد می‌شود.  |
| ابهام          | ابهام فاز در حالت "baseline by baseline mode" با استفاده از استراتژی مبتنی بر کد برای خطوط مبنا ۶۰۰۰-۱۸۰ کیلومتری، استراتژی مبتنی بر فاز $L5/L3$ برای خطوط مبنا ۲۰۰-۱۸ کیلومتر، استراتژی QIF برای خطوط مبنا ۲۰۰۰-۱۸ کیلومتر و استراتژی مستقیم $L1/L2$ برای خطوط مبنا ۲۰-۰ کیلومتر حل می‌شوند. |

شده‌است. سری زمانی مختصات پردازش شده توسط نرم‌افزار Bernese، به‌طور میانگین دارای دقت  $0/019$  متر در راستای North، دقت  $0/016$  متر در راستای East و دقت  $0/039$  متر در راستای Height می‌باشند که در نهایت ماتریس واریانس-کوواریانس مجهولات برآورد شده در روند انجام محاسبات مربوط به پالایه کالمن، به دقتی برابر با  $0/0013$ ،  $0/0012$  و  $0/0019$  متر به ترتیب در سه راستای N، E و H همگرا می‌شود. نتایج حاصل از این فرایند در شکل ۶ نشان داده شده‌است.

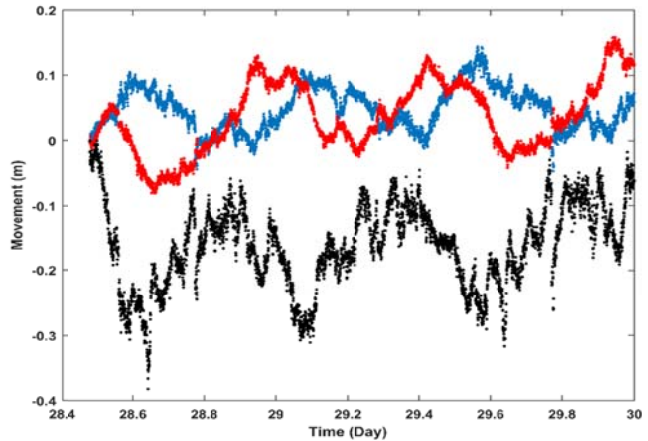
در نهایت مشاهدات جمع‌آوری شده پس از پردازش به‌صورت کینماتیک توسط نرم‌افزار Bernese، با استفاده از سیستم تبدیل مختصات، به مختصات محلی پل (N، E، H) تبدیل می‌شوند. در شکل ۵، سری زمانی مختصات پردازش شده در هر سه جهت و برای هر سه ایستگاه نمایش داده شده است.

#### ۴-۲. پیش پردازش داده‌ها

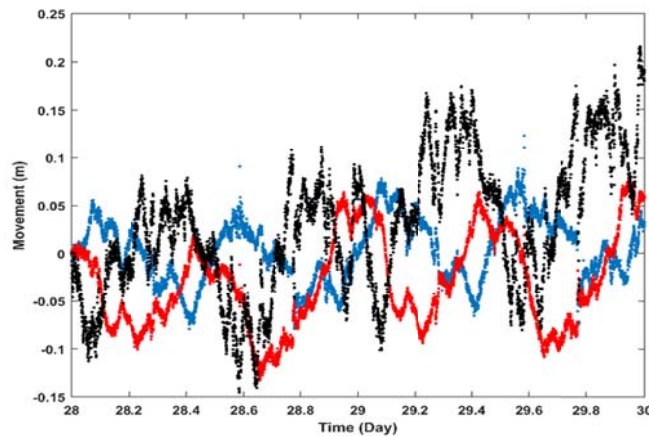
در مرحله اول، به‌منظور نرم کردن داده‌ها، پالایه کالمن بر روی مختصات پردازش شده در بخش ۴-۱، اعمال



(ب)

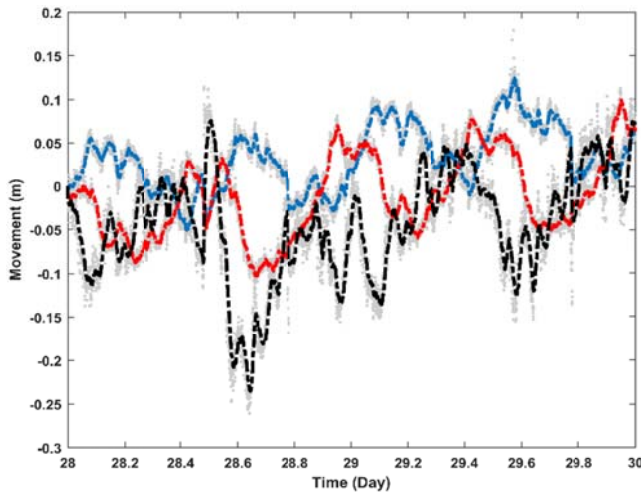


(الف)

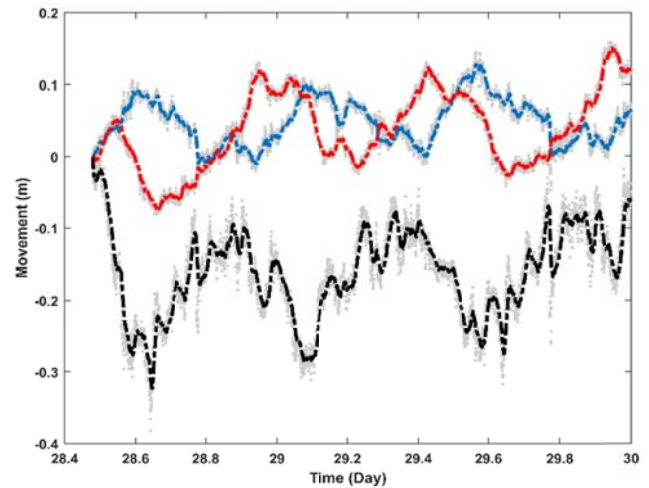


(ج)

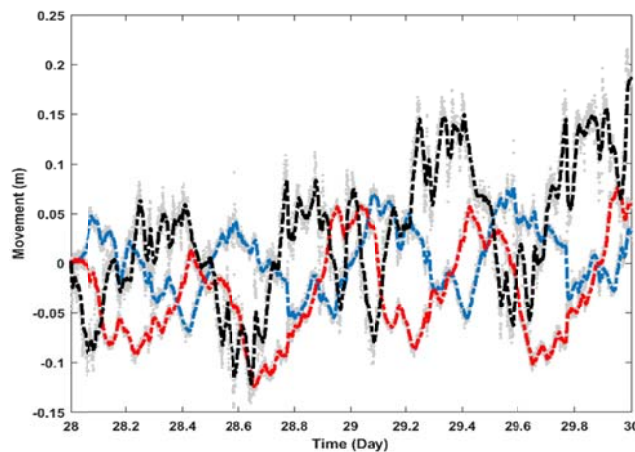
شکل ۵. سری زمانی مختصات پردازش شده در سه راستا: (الف) و (ب) به ترتیب نقاط S1 و S2 روی پل، (ج) نقطه ثابت M022. (منحنی آبی: مختصات در جهت North، منحنی قرمز: مختصات در جهت East، منحنی مشکی: مختصات در جهت Height).



(ب)



(الف)



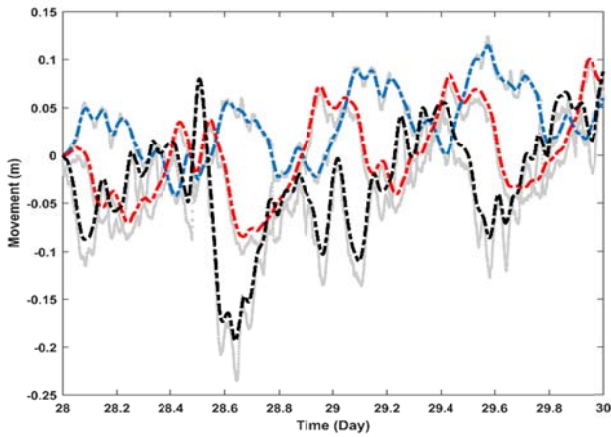
(ج)

شکل ۶. سری زمانی مشاهدات نرم‌شده توسط پالایه کالمن در سه راستا: (الف) و (ب) به ترتیب نقاط S1 و S2 روی پل، (ج) نقطه ثابت M022. (منحنی طوسی: مختصات پردازش‌شده، منحنی آبی: مشاهدات نرم‌شده در جهت North، منحنی قرمز: مشاهدات نرم‌شده در جهت East، منحنی مشکی: مشاهدات نرم‌شده در جهت Height).

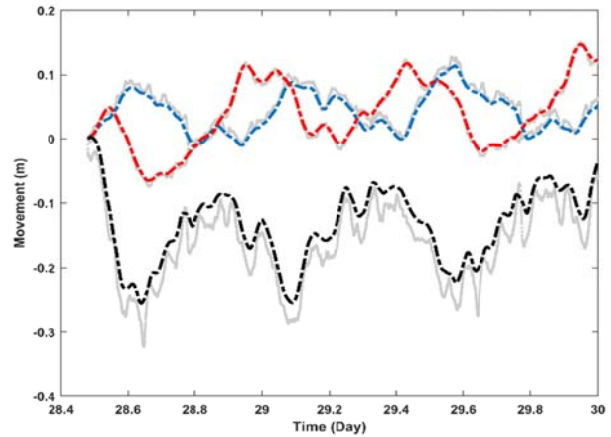
هستند را برای نقاط S1 و S2 و نقطه ثابت M022 نمایش می‌دهد. مؤلفه نیمه‌استاتیک برآورد شده با سری زمانی داده‌های GPS حاصل در بخش (۲-۴)، برای هر سه نقطه دارای ضریب همبستگی ۰/۹۹ درصد در جهت N و E، و ۰/۹۸ درصد در جهت H می‌باشد. بنابراین این مؤلفه با سری زمانی داده‌های GPS همبستگی زیادی دارد و تقریباً مشابه آن است؛ در نتیجه هیچ اطلاعاتی در مورد مؤلفه نیمه‌استاتیک قابل استخراج نیست. با این حال، پالایه MA همان‌طور که در بخش (۳-۲-۱) توضیح داده شد، برای برآورد مؤلفه حرکت نیمه‌استاتیک، مناسب می‌باشد.

#### ۳-۴. ارزیابی حرکت پل

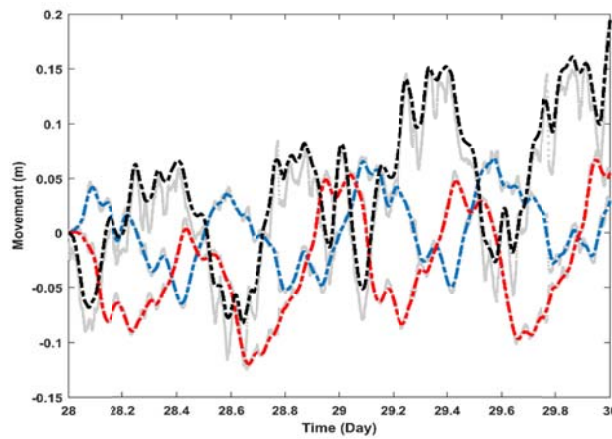
به منظور ارزیابی حرکات پل، ابتدا از یک پالایه استفاده می‌شود تا نوفه‌های باقی‌مانده در سری زمانی داده‌های GPS در بخش ۲-۴ خارج شوند و مؤلفه حرکت نیمه‌استاتیک هر نقطه تحت کنترل، استخراج شود. همان‌طور که در نمودار شکل ۳ ارائه شده است، از پالایه MA جهت هموار کردن داده‌های GPS به منظور برآورد مؤلفه نیمه‌استاتیک استفاده می‌شود. با اعمال پالایه MA، مؤلفه نیمه‌استاتیک (پریود طولانی) از روی مشاهدات جدا شده و مؤلفه پریود کوتاه در مشاهدات باقی می‌ماند. شکل ۷ داده‌های هموار شده GPS که بیانگر مؤلفه نیمه‌استاتیک



(ب)



(الف)



(ج)

شکل ۷. سری زمانی مؤلفه نیمه‌استاتیک در سه راستا: (الف) و (ب) به ترتیب نقاط S1 و S2 روی پل، (ج) نقطه ثابت M022. (منحنی طوسی: سری زمانی داده‌های GPS، منحنی آبی: مؤلفه نیمه‌استاتیک در جهت North، منحنی قرمز: مؤلفه نیمه‌استاتیک در جهت East، منحنی مشکی: مؤلفه نیمه‌استاتیک در جهت Height).

جهت ارزیابی حرکت تیمه‌استاتیک؛ میانگین، مقدار بیشینه و انحراف معیار از مقدار مطلق جابه‌جایی محاسبه و در جدول ۳ ارائه شده‌است. با توجه به شکل ۷ و جدول ۳، حداکثر جابه‌جایی نقاط روی پل در جهت N می‌باشد. همچنین مقدار انحراف معیار برای دو نقطه S1 و S2، در جهت H (به ترتیب ۰/۰۵۷ و ۰/۰۵۸ متر)، بیشتر از جهت E و N است؛ این نتیجه نمایانگر آن است که تغییرات جابه‌جایی در این راستا زیاد می‌باشد که عامل اصلی آن بارهای جمعیتی است که بر روی پل رفت و آمد می‌کنند. برای ایستگاه ثابت نیز حداکثر جابه‌جایی در جهت N نشان داده شده و انحراف معیار در راستای H بیشترین مقدار را دارد.

جدول ۳. ارزیابی آماری مؤلفه نیمه‌استاتیک نقاط روی پل (واحد: متر).

|              | S1                 |                    |                    | S2                 |                    |                    |
|--------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
|              | N                  | E                  | H                  | N                  | E                  | H                  |
| میانگین      | $3/95 \times 10^6$ | $5/36 \times 10^5$ | $1/41 \times 10^3$ | $3/94 \times 10^6$ | $5/37 \times 10^5$ | $1/42 \times 10^3$ |
| بیشینه       | $3/96 \times 10^6$ | $5/39 \times 10^5$ | $1/42 \times 10^3$ | $3/95 \times 10^6$ | $5/38 \times 10^5$ | $1/43 \times 10^3$ |
| انحراف معیار | ۰/۰۳               | ۰/۰۵               | ۰/۰۵۷              | ۰/۰۳۵              | ۰/۰۴۵              | ۰/۰۵۸              |

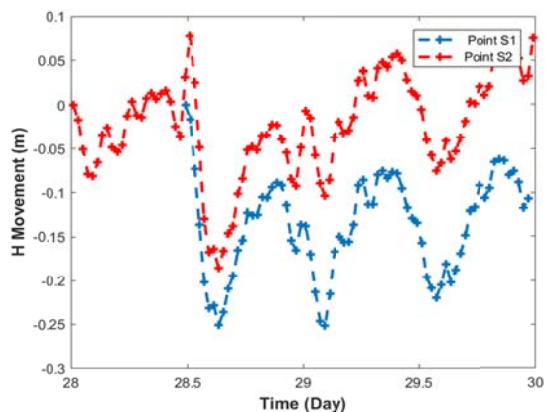
تجزیه و تحلیل همبستگی می‌توان برای بررسی وضعیت سلامتی سازه‌ها استفاده کرد (فرنر و همکاران، ۲۰۱۳؛ هولت و همکاران، ۲۰۱۶).

از طرف دیگر، حرکت استاتیک نقاط پل نیز، محاسبه و ارزیابی می‌شود. در این حالت، میانگین هر پنج دقیقه حرکت نیمه‌استاتیک، به‌عنوان یک رفتار استاتیک از هر نقطه در نظر گرفته می‌شود. شکل ۸-الف محاسبات رفتار استاتیک برای نقاط روی پل در جهت E نسبت به جهت N را نشان می‌دهد که نشان‌دهنده جابه‌جایی‌های مسطحاتی می‌باشد. پاسخ استاتیک نقاط به‌صورت مشابه و همسته نشان داده شده‌است. علاوه‌بر این، رفتار استاتیک نقطه S1، بیشتر از رفتار نقطه S2 می‌باشد. این اتفاق به دلیل موقعیت بار مربوط به موقعیت نقاط رخ داده‌است. همان‌طور که در شکل ۸-الف مشاهده می‌شود، پاسخ استاتیک نقاط روی پل از الگوی رفتاری تقریباً مشابه پیروی می‌کنند و رفتار آنها در پایان زمان پایش نزدیک به هم است زیرا اثر بار روی نقاط پل، کم است.

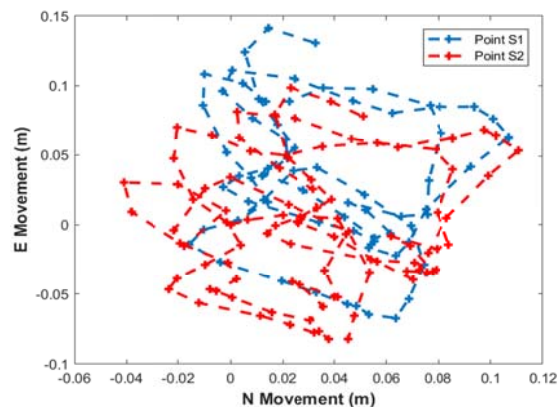
ارزیابی‌های آماری برای نقاط S1 و S2 تقریباً مشابه هستند. این بدین معنی است که رفتار نیمه استاتیک دو نقطه، تحت تأثیر بار جمعیتی بی‌خطر است. همچنین ضریب همبستگی مؤلفه نیمه‌استاتیک در سه جهت North، East و Height، بین نقاط S1 و S2 در جدول ۴ مورد بررسی قرار گرفته است. این جدول نشان می‌دهد که جابه‌جایی‌های مؤلفه نیمه‌استاتیک دو نقطه، چه میزان به یکدیگر وابسته هستند و در اثر جابه‌جایی یک نقطه در یک جهت، نقطه دیگر در جهت‌های مختلف، چه مقدار جابه‌جا می‌شود. همان‌طور که در جدول ۴ نشان داده شده‌است، زمانی که نقطه S1 در جهت N یا E یا H جابه‌جا شود، نقطه S2 نیز در هر سه جهت جابه‌جا می‌شود اما با توجه به اعداد موجود در قطر اصلی جدول، همبستگی و در نتیجه مقدار جابه‌جایی نقطه S2، دقیقاً در همان جهتی که نقطه S1 جابه‌جا شده‌است، بیشترین مقدار را نسبت به سایر جهت‌ها دارد. همبستگی بالا به معنای کنترل حرکت سازه می‌باشد. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که این پل تحت تأثیر بارهای جمعیتی ایمن است. از

جدول ۴. ضریب همبستگی مؤلفه نیمه‌استاتیک نقطه S2 نسبت به نقطه S1.

| پل | S2  |        |        |        |
|----|-----|--------|--------|--------|
|    | جهت | N      | E      | H      |
| S1 | N   | ۰/۷۳۱  | -۰/۱۸۴ | -۰/۵۶۳ |
|    | E   | -۰/۱۴۴ | ۰/۷۸۹  | ۰/۰۱۷  |
|    | H   | -۰/۴۷۹ | ۰/۲۹۲  | ۰/۵۴۶  |



(ب)

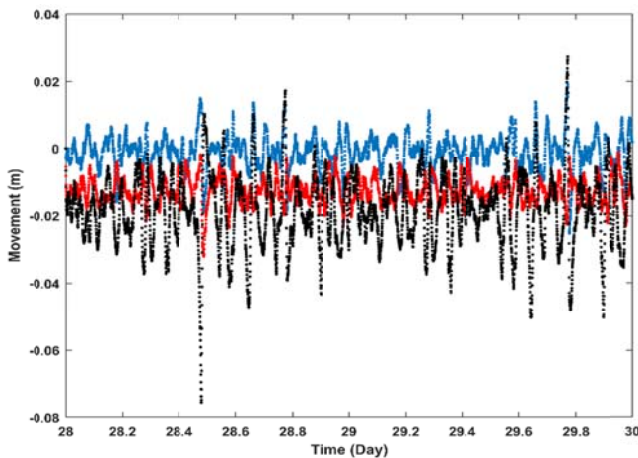


(الف)

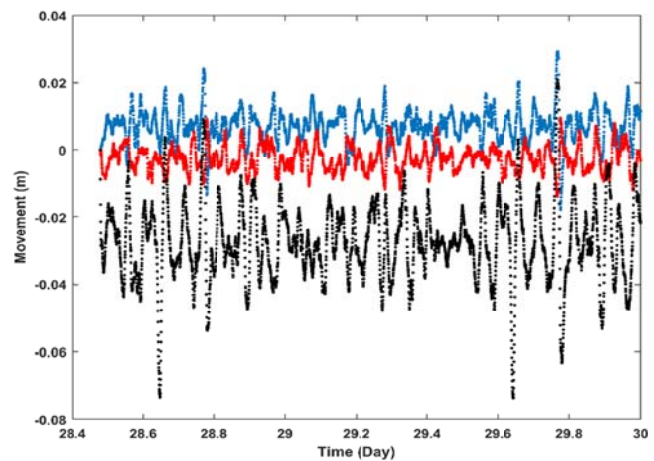
شکل ۸. مؤلفه استاتیک نقاط S1 و S2 روی پل: (الف) جابه‌جایی مسطحاتی جهت E نسبت به جهت N، (ب) سری زمانی مؤلفه استاتیک در جهت H.

است و این به معنی ایمن بودن آن می‌باشد. همان‌طور که در بخش‌های قبلی ذکر شد، با اعمال پالایه MA سری زمانی داده‌های GPS، به دو مؤلفه پریود طولانی (مؤلفه نیمه‌استاتیک) و پریود کوتاه تقسیم می‌شود. بنابراین با برداشتن اثر مؤلفه نیمه‌استاتیک از روی سری زمانی داده‌های هموار شده در بخش ۴-۲، مؤلفه پریود کوتاه در مشاهدات باقی می‌ماند که این مؤلفه خود نیز شامل مؤلفه دینامیک و نوفه‌های باقی‌مانده است. در نتیجه جهت استخراج مؤلفه پریود کوتاه، از تفاضل مشاهدات هموار شده توسط پالایه کالمن و مؤلفه نیمه‌استاتیک به دست آمده، استفاده می‌شود که سری زمانی حاصل، در شکل ۹ نمایش داده شده است.

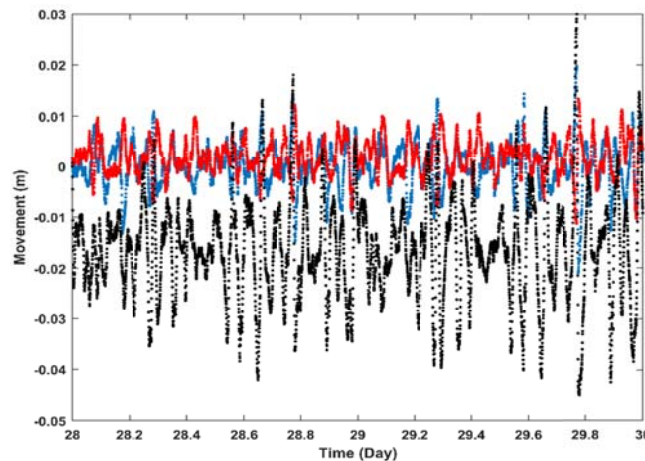
به همین ترتیب با توجه به شکل ۸-ب می‌توان مشاهده کرد که واکنش استاتیک نقاط روی پل، در جهت H، تقریباً مشابه هستند. رفتار دو نقطه، در بازه زمانی (۲۸/۵۹ تا ۲۸/۵۱ بر حسب روز) تقریباً یکسان نشان داده شده است، پس از آن پاسخ‌های دو نقطه با همان ترند تغییر می‌یابند. حداکثر انحراف استاتیک، ۰/۲۳۱ متر برای نقطه S1 و ۰/۱۶۷ متر برای نقطه S2، در زمان ۲۸/۵۹ بر حسب روز رخ داده است. واکنش استاتیک حرکت نقاط روی پل نتیجه می‌دهد که رفتار نقاط پایش شده همبسته هستند. دو نقطه S1 و S2 در دو طرف پل قرار دارند که رفتار مشابه آنها باعث خنثی کردن واکنش یکدیگر می‌شود؛ بنابراین می‌توان دریافت که استحکام پل بر اثر بار جمعیتی، زیاد



(ب)



(الف)



(ج)

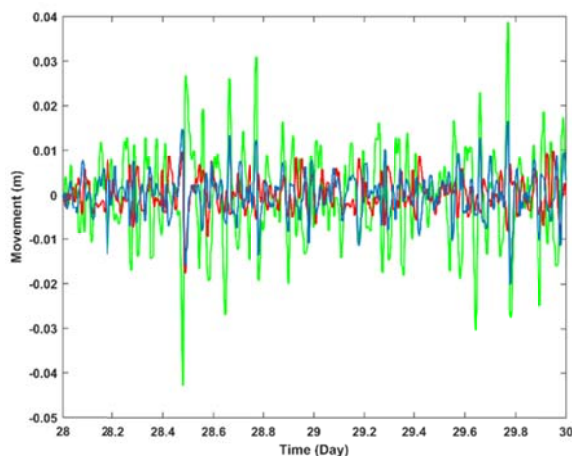
شکل ۹. سری زمانی مؤلفه پریود کوتاه در سه راستا: (الف) و (ب) به ترتیب نقاط S1 و S2 روی پل، (ج) نقطه ثابت M022. (منحنی آبی: مؤلفه پریود کوتاه در جهت North، منحنی قرمز: مؤلفه پریود کوتاه در جهت East، منحنی مشکی: مؤلفه پریود کوتاه در جهت Height).

گرفته می‌شود. با توجه به مقادیر شاخص‌های مطرح شده در جدول ۵، پالایه میانه با کمترین خطا ( $7/49 \times 10^{-4}$ ،  $6/44 \times 10^{-4}$ ،  $0/0012$ ، متر به ترتیب در جهت N، E و H) و بیشترین دقت به‌عنوان روشی بهینه جهت برآورد مؤلفه دینامیکی انتخاب شده‌است. شکل ۱۰ رفتار دینامیکی استخراج شده از نقاط روی پل را نشان می‌دهد.

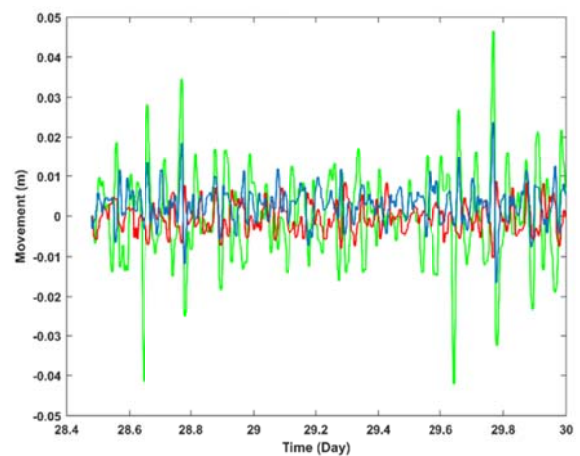
در نهایت به‌منظور برآورد مؤلفه دینامیکی همان‌طور که در بخش ۳-۲-۳ مطرح شد؛ از پالایه‌های پایین‌گذر استفاده می‌شود. نتایج حاصل از اعمال این پالایه‌ها توسط تست‌های آماری، ارزیابی و به‌عنوان نمونه برای نقطه S1 در جدول ۵ ارائه شده‌است. پالایه‌ای که کمترین مقدار برای پارامترهای RMSE، MAE و STD و بیشترین مقدار برای پارامتر SSIM را دارد به‌عنوان پالایه بهینه در نظر

جدول ۵. ارزیابی آماری مؤلفه دینامیک نقطه S1 روی پل.

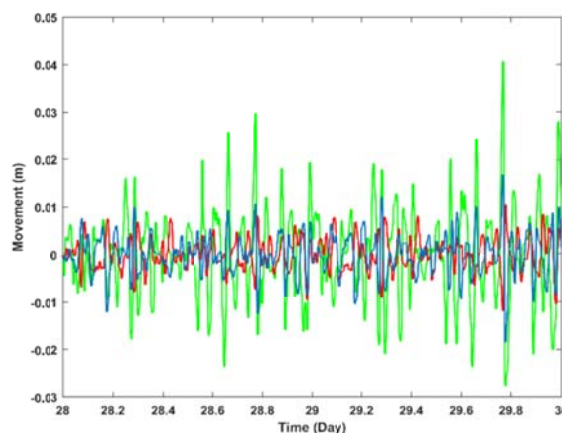
| شاخص | Standard Average |        |        | Median                |                       |                       | Gaussian |        |        | Butter |        |        |
|------|------------------|--------|--------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|----------|--------|--------|--------|--------|--------|
|      | N                | E      | H      | N                     | E                     | H                     | N        | E      | H      | N      | E      | H      |
| RMSE | 0/0028           | 0/002  | 0/0051 | $7/49 \times 10^{-4}$ | $6/44 \times 10^{-4}$ | 0/0012                | 0/0029   | 0/0023 | 0/007  | 0/0028 | 0/0020 | 0/0051 |
| STD  | 0/0029           | 0/002  | 0/0051 | $7/48 \times 10^{-4}$ | $6/45 \times 10^{-4}$ | 0/0012                | 0/0029   | 0/0023 | 0/007  | 0/0028 | 0/0020 | 0/0051 |
| MAE  | 0/002            | 0/0015 | 0/0036 | $4/96 \times 10^{-4}$ | $4/53 \times 10^{-4}$ | $7/59 \times 10^{-4}$ | 0/0022   | 0/0019 | 0/0052 | 0/002  | 0/0016 | 0/0037 |
| SSIM | 0/9571           | 0/9732 | 0/9335 | 0/997                 | 0/9975                | 0/9953                | 0/9542   | 0/9629 | 0/8808 | 0/9551 | 0/9702 | 0/9149 |



(ب)



(الف)



(ج)

شکل ۱۰. سری زمانی مؤلفه دینامیک در سه راستا: (الف) و (ب) به ترتیب نقاط S1 و S2 روی پل، (ج) نقطه ثابت M022. (منحنی آبی: مؤلفه دینامیک در جهت North، منحنی قرمز: مؤلفه دینامیک در جهت East، منحنی سبز: مؤلفه دینامیک در جهت Height).



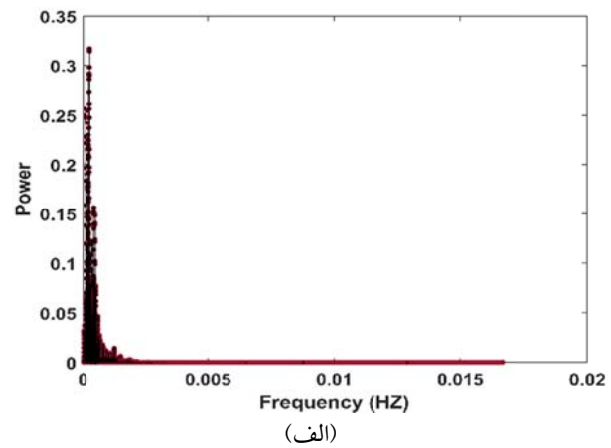
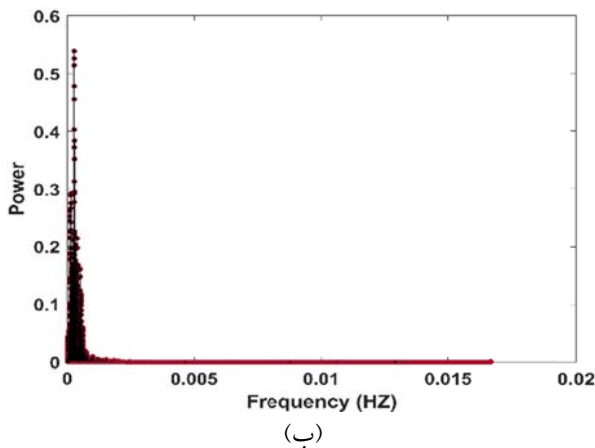
پل و نقطه ثابت M022 را نشان می‌دهد. همچنین جدول ۶ بیانگر مقدار فرکانس غالب برای نقاط روی پل و نقطه ثابت در طول مدت زمان پایش می‌باشد.

مقایسه مؤلفه‌های حرکت پریود کوتاه و مؤلفه‌های حرکت دینامیکی (شکل ۱۰) نشان می‌دهد که هیچ اطلاعات استخراج شده‌ای از مؤلفه‌های حرکت پریود کوتاه، قابل توجه نیست. بنابراین، باید از پالایه دوتایی، همان‌طور که در مسچس و استیروس (۲۰۱۱) بحث شده‌است، جهت استخراج رفتار دینامیکی استفاده شود. فرکانس‌های موجود در نقاط روی پل تقریباً مشابه هستند که این شباهت نمودار پریودوگرام، عملکرد سختی بالایی از پل را نشان می‌دهد. علاوه بر این، فرکانس‌های موجود در دو راستای North و East، نسبت به راستای Height، بیانگر حساسیت GPS نسبت به اثرات بار هستند. با توجه به جدول ۶ فرکانس‌های غالب دو نقطه، بسیار نزدیک به هم هستند که این بدان معنی است که حرکت پل بی‌خطر می‌باشد. همچنین با توجه به شکل ۱۱-ب که مربوط به نقطه ثابت M022 است؛ ملاحظه می‌شود که تعداد فرکانس‌های غالب در جهت East، نسبت به فرکانس‌های غالب نقطه روی پل کمتر می‌باشد. این نتیجه بیانگر آن است که نقطه M022 تقریباً وضعیت ثابتی دارد. ارزیابی‌های حاصل، حاکی از آن است که این پل در حوزه تغییرات فرکانس، ایمن است.

با توجه به شکل ۱۰ واکنش دینامیکی نقاط روی پل تقریباً مشابه است. همبستگی رفتار دینامیکی دو نقطه برابر با ۰/۰۱۲۲، ۰/۰۲۳۱ و ۰/۱۰۲۸ به ترتیب در جهت North، East و Height می‌باشد، که بیانگر این است که رفتار دینامیکی نقاط روی پل در راستای ارتفاع، بیشترین همبستگی را دارند. همچنین حداکثر حرکت مطلق دینامیکی در جهت ارتفاع، ۰/۰۴۶۴ و ۰/۰۳۸۹ متر به ترتیب برای نقاط S1 و S2، رخ داده است. حرکات دینامیکی هنوز توسط نوفه‌های دینامیکی، آلوده می‌باشند، بنابراین رفتار واقعی دینامیکی از مقادیر ارائه شده، کوچک‌تر است. از این نتایج می‌توان خلاصه کرد که مؤلفه دینامیکی نقاط پل، کوچک هستند و این بدان معنی است که رفتار دینامیکی، تحت تأثیر بارهای فعلی جمعیتی، بی‌خطر است.

#### ۴-۴. ارزیابی حوزه فرکانس

در این بخش، از برآورد هارمونیک کمترین مربعات (LSHE) جهت ارزیابی واکنش سری زمانی نقاط پایش شده، در حوزه فرکانس استفاده می‌شود. برای این منظور مؤلفه پریود کوتاه که در بخش قبلی، استخراج شده‌است، مورد استفاده قرار گرفته و LSHE به عنوان پالایه دوم جهت استخراج فرکانس‌های غالب در حوزه فرکانس، بر روی آن اعمال شده‌است. به عنوان نمونه شکل ۱۱ فرکانس‌های موجود در جهت East برای نقطه S1 روی



شکل ۱۱. نمودار پریودوگرام مؤلفه پریود کوتاه در راستای East: (الف) پریودوگرام نقطه S1، (ب) پریودوگرام نقطه M022.

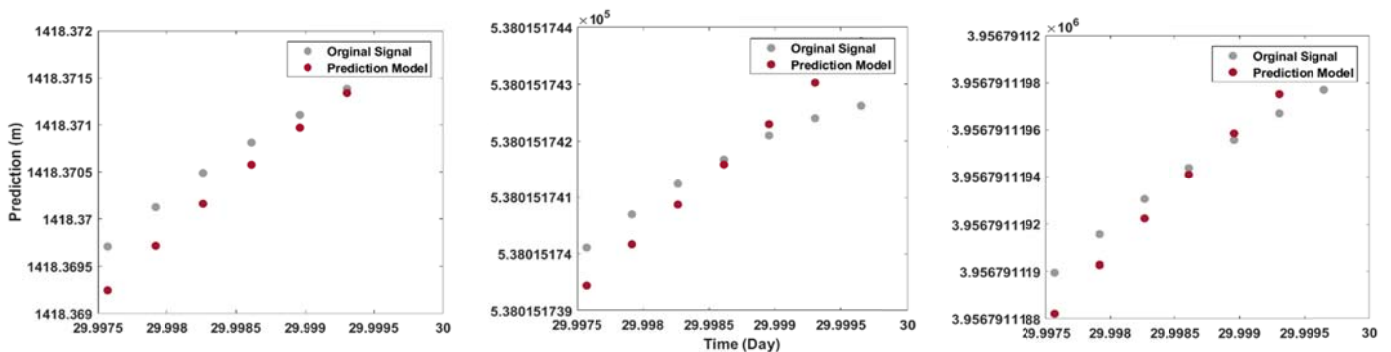
جدول ۶. فرکانس‌های غالب نقاط تحت‌پایش (واحد: هرتز).

| نقطه | N       | E       | H       |
|------|---------|---------|---------|
| S1   | ۰/۰۰۰۵۲ | ۰/۰۰۰۲۸ | ۰/۰۰۰۲۲ |
| S2   | ۰/۰۰۰۳۵ | ۰/۰۰۰۲۷ | ۰/۰۰۰۲۲ |
| M022 | ۰/۰۰۰۳۱ | ۰/۰۰۰۲۶ | ۰/۰۰۰۲۴ |

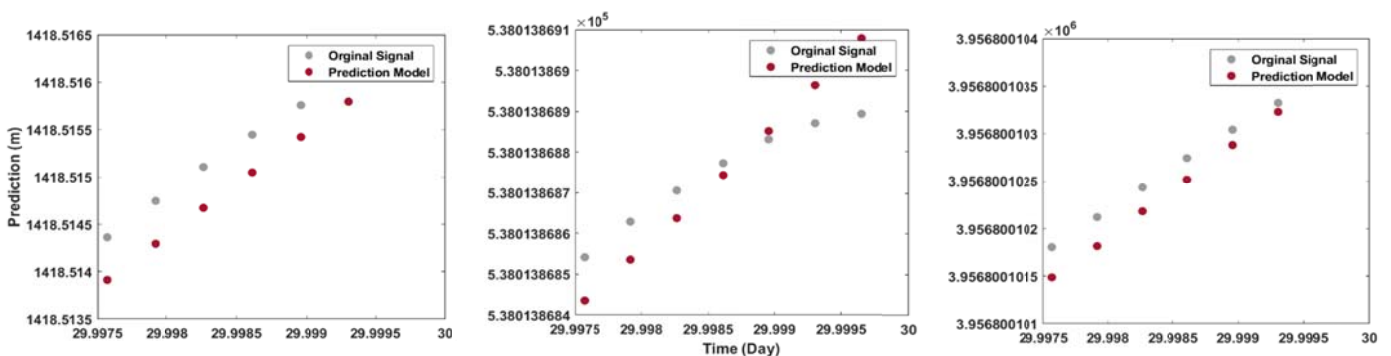
پنج تأخیر استفاده می‌شود. مدل شبکه عصبی بر روی مؤلفه دینامیکی و مؤلفه نیمه‌استاتیک اعمال شده‌است. RMSE بین مقدار پیش‌بینی شده برای مؤلفه نیمه‌استاتیک و مقدار اصلی این مؤلفه، برای نقطه S1 برابر با  $۴/۷۳۶ \times ۱۰^{-۵}$ ،  $۲/۶۷۶ \times ۱۰^{-۵}$  و  $۰/۰۰۱۲$  متر و برای نقطه S2 نیز برابر با  $۹/۷۷۲ \times ۱۰^{-۵}$ ،  $۴/۳۷۱ \times ۱۰^{-۵}$  و  $۰/۰۰۰۲$  متر به ترتیب در سه جهت North، East و Height می‌باشد. شکل ۱۲ مدل پیش‌بینی مؤلفه نیمه‌استاتیک برای حرکت نقاط روی پل را نشان می‌دهد.

#### ۴-۵. ارزیابی مدل پیش‌بینی حرکت پل

همان‌طور که در بخش ۳-۳ مطرح شد، جهت تعیین مدل دینامیکی حرکت پل و پیش‌بینی آن، از روش شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده‌است. در این مطالعه برای تعیین تعداد لایه‌های پنهان و تعداد تأخیر، یک روند تکراری مورد استفاده قرار گرفته و در نهایت، مرحله‌ای که بیشترین تطابق و کمترین خطا را دارد، به‌عنوان بهترین روش انتخاب شده‌است. به‌همین علت به‌منظور پیش‌بینی حرکت پل از شبکه عصبی با تعداد پنج لایه پنهان و تعداد



(الف)

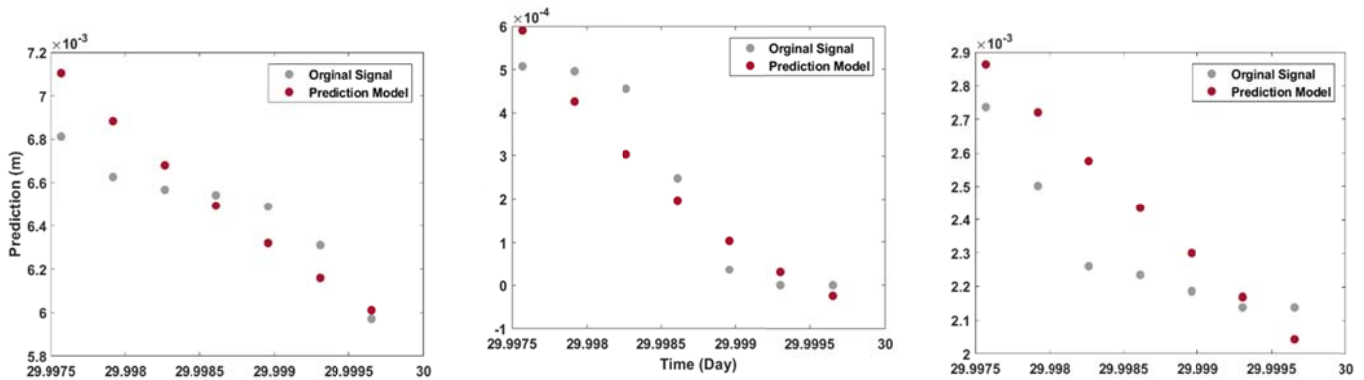


(ب)

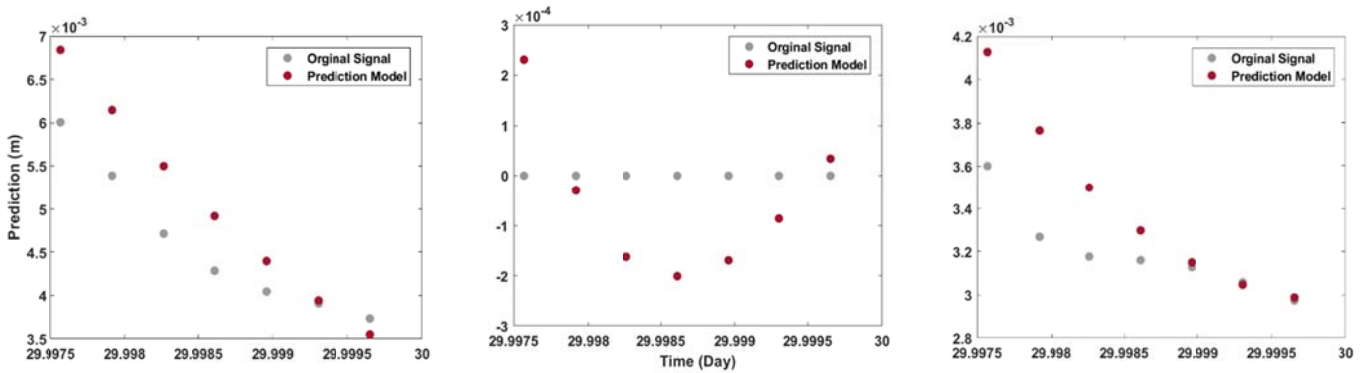
شکل ۱۲. مدل پیش‌بینی مؤلفه نیمه‌استاتیک حرکت پل: (الف) مدل پیش‌بینی نقطه S1، (ب) مدل پیش‌بینی نقطه S2، به‌ترتیب از راست در جهت North، East و Height.

و  $4/2 \times 10^{-6}$  متر در راستای Height می‌باشد. همچنین برای نقطه S2 نیز، مدل دینامیکی با مقدار خطای تقریباً  $2/335 \times 10^{-6}$ ،  $2/19 \times 10^{-6}$  و  $3/477 \times 10^{-6}$  متر به ترتیب برای جهت N، E و H منطبق شده‌است. مقدار خطای مدل پیش‌بینی برای هر دو نقطه محاسبه و در جدول ۷ ارائه شده‌است. نتایج خطاهای مدل نشان‌دهنده این است که رفتار کامل پل در حوزه زمان بی‌خطر می‌باشد.

مؤلفه دینامیک نقاط روی پل نیز با استفاده از شبکه عصبی مدل شده و مدل پیش‌بینی برای این مؤلفه به دست آمده‌است. شکل ۱۳ مدل پیش‌بینی مؤلفه دینامیکی برای حرکت نقاط روی پل را نشان می‌دهد. مقدار RMSE محاسبه شده بین مدل به دست آمده برای این مؤلفه و خود مؤلفه دینامیک، در نقطه S1 روی پل برابر با  $2/478 \times 10^{-6}$  متر در راستای North،  $1/983 \times 10^{-6}$  متر در راستای East



(الف)



(ب)

شکل ۱۳. مدل پیش‌بینی مؤلفه دینامیکی حرکت پل: (الف) مدل پیش‌بینی نقطه S1، (ب) مدل پیش‌بینی نقطه S2، به ترتیب از راست در جهت North، East و Height.

جدول ۷. مقدار خطای مدل پیش‌بینی مؤلفه دینامیکی نقاط روی پل (واحد: متر).

|      |    | N                      | E                      | H                      |
|------|----|------------------------|------------------------|------------------------|
| RMSE | S1 | $7/940 \times 10^{-5}$ | $3/490 \times 10^{-5}$ | $7/807 \times 10^{-5}$ |
|      | S2 | $0/0001$               | $6/616 \times 10^{-5}$ | $0/0002$               |

علاوه بر این، مؤلفه نیمه‌استاتیک و مؤلفه دینامیک ایستگاه ثابت M022 با استفاده از روش شبکه عصبی مدل شده است. این مدل با خطای  $1/609 \times 10^{-6}$  متر در راستای North،  $1/422 \times 10^{-6}$  متر در راستای East و  $2/776 \times 10^{-6}$  متر در راستای Height بر مؤلفه دینامیک منطبق شده است. همچنین مقدار خطای مدل پیش‌بینی برای این نقطه برابر با  $3/894 \times 10^{-5}$  متر،  $6/98 \times 10^{-5}$  و  $2/727 \times 10^{-4}$  متر به ترتیب در جهت N، E و H می‌باشد. با توجه به این نتایج، مدل منطبق شده و مدل پیش‌بینی برای ایستگاه ثابت، نسبت به نقاط روی پل خطای کمتری دارند. می‌توان نتیجه گرفت که مدل شبکه عصبی، به دلیل وضعیت ثابت ایستگاه M022 نسبت به نقاط روی پل، با دقت بیشتری رفتار آن را مدل و پیش‌بینی می‌کند و انطباق بهتری دارد.

#### ۵. نتیجه‌گیری و پیشنهادات

در مطالعه حاضر، رفتار کامل پل پیاده‌رو طبیعت، واقع در تهران؛ با استفاده از خروجی‌های پایش کوتاه‌مدت اندازه‌گیری‌های GPS، ارزیابی می‌شود. در این تحقیق سعی شده است طی ۴ مرحله (حذف نوفه، استخراج مؤلفه‌های حرکتی پل، برآورد فرکانس‌های غالب پل و تعیین مدل دینامیکی حرکت آن) مدل پیش‌بینی حرکت نقاط روی پل حاصل شود. روش‌های ارزیابی سری زمانی جدید، برآورد هارمونیک کمترین مربعات و مدل شبکه عصبی، برای ارزیابی پل در حوزه‌های زمان و فرکانس استفاده شده است. همچنین دقت داده‌های مورد استفاده قبل از مطالعه رفتار پل ارزیابی می‌شود. برخی اظهارات نتیجه‌گیری را می‌توان به شرح زیر خلاصه کرد.

(۱) برای حذف نوفه از سری زمانی اندازه‌گیری‌های GPS می‌توان از پالایه کالمن با دقت خوبی استفاده کرد. در این تحقیق سری زمانی مشاهدات GPS با اعمال پالایه کالمن با دقتی برابر با  $0,013$  متر برآورد می‌شوند.

(۲) از پالایه MA می‌توان برای استخراج مؤلفه نیمه استاتیک حرکت پل به منظور حذف نوفه‌های باقی مانده در

سری زمانی اندازه‌گیری‌های GPS استفاده کرد. (۳) تکنیک برآورد هارمونیک کمترین مربعات، ابزاری مناسب است که قادر به استخراج و ارائه اطلاعاتی در مورد فرکانس‌های طبیعی قابل توجه پل می‌باشد. نتایج تجزیه و تحلیل این روش نشان می‌دهد که می‌توان از موقعیت‌های فرکانس‌های غالب برای شناسایی عملکرد پل تحت تأثیر بار در طول زمان پایش استفاده کرد.

(۴) از مدل شبکه عصبی مصنوعی می‌توان برای پیش‌بینی رفتار دینامیکی و نیمه استاتیک پل در زمان‌های بعدی استفاده کرد. در این مطالعه، مدل پیش‌بینی با RMSE نزدیک به  $6 \times 10^{-5}$  متر به مؤلفه دینامیکی و  $4 \times 10^{-5}$  متر به مؤلفه نیمه‌استاتیک حرکت پل منطبق شده است.

هر دو روش برآورد هارمونیک کمترین مربعات و مدل شبکه عصبی مصنوعی، به عنوان تکنیک‌های مناسب جهت برآورد تغییرات عملکرد اندازه‌گیری‌های GPS در حوزه‌های فرکانس و زمان، در طول مدت زمان پایش، در نظر گرفته می‌شوند. ارزیابی رفتار استاتیک، نیمه‌استاتیک و دینامیک از پل طبیعت نشان می‌دهد که رفتار کامل این پل تحت تأثیر بارهای جمعیتی بی‌خطر است و فرکانس طبیعی استخراج شده نزدیک به فرکانس طبیعی طراحی شده است. این نتایج می‌تواند پایه و اساس هشدار اولیه سیستم پایش سلامت پل بر اساس روش‌های اندازه‌گیری نوین باشد.

#### تشکر و قدردانی

بدین وسیله از سازمان فناوری اطلاعات مکانی، برای در اختیار گذاشتن داده‌های مورد نیاز، جهت انجام این پژوهش، کمال تشکر و قدردانی را داریم.

#### مراجع

شریفی، م. ع.، فرزانه س. و کوثری، م. ۱۳۹۷، کاهش نوفه تصاویر نجومی با استفاده از معادلات مشتقات جزئی، م. ژئوفیزیک ایران، ۱۱(۳)، ۱۴۳-۱۲۸.  
صفری، ع.، شریفی، م. ع. و فرزانه، س.، ۱۳۹۳، تعیین سرعت سینماتیک ماهواره‌های مدار پایین با استفاده از

- Retrieved from گروه دیبا، ۱۳۹۳، پل طبیعت. [https://dibats.com/fa/project\\_](https://dibats.com/fa/project_)
- Aktan, A. E., Catbas, F. N., Grimmelsman, K. A., Pervizpour, M., Curtis, J. M., Shen, K. and Qin, X., 2002, Health monitoring for effective management of infrastructure. Paper presented at the Smart structures and materials 2002: Smart systems for bridges, structures, and highways.
- Barner, K. E. and Arce, G. R., 1998, Order-statistic filtering and smoothing of time-series: Part II. Handbook of statistics, 17, 555-602.
- Cao, J., Ding, W., Zhao, D., Song, Z. and Liu, H., 2014, Time series forecast of foundation pit deformation based on LSSVM-ARMA model. Rock Soil Mech, 35, 579-586.
- Chen, G., Lin, X., Yue, Q. and Liu, H., 2016, Study on separation and forecast of long term deflection based on time series analysis. J. Tongji Univ. Nat. Sci. Ed, 44, 962-968.
- Chen, X., Shen, C., Zhang, W.-b., Tomizuka, M., Xu, Y. and Chiu, K., 2013, Novel hybrid of strong tracking Kalman filter and wavelet neural network for GPS/INS during GPS outages. Measurement, 46(10), 3847-3854.
- Chen, Y., Ye, Y.-q., Sun, B.-n., Lou, W. and Yu, J., 2008, Application of model prediction technology to bridge health monitoring. JOURNAL-ZHEJIANG UNIVERSITY ENGINEERING SCIENCE, 42(1), 157.
- Chen, Z., Zhou, J., Tse, K. T., Hu, G., Li, Y. and Wang, X., 2016, Alignment control for a long span urban rail-transit cable-stayed bridge considering dynamic train loads. Science China Technological Sciences, 59(11), 1759-1770.
- Frohlich, H., Chapelle, O. and Scholkopf, B., 2003, Feature selection for support vector machines by means of genetic algorithm. Paper presented at the Proceedings. 15th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence.
- Furtner, P., Stöger, M. and Schreyer, M., 2013, SHM DATA—management, treatment, analysis and interpretation—a solution for permanent monitoring systems. Paper presented at the 6th International conference on structural health monitoring of intelligent infrastructure, Hong Kong.
- Gili, J. A., Corominas, J. and Rius, J., 2000, Using Global Positioning System techniques in landslide monitoring. Engineering geology, 55(3), 167-192.
- Górski, P., 2015, Investigation of dynamic characteristics of tall industrial chimney based on GPS measurements using Random Decrement Method. Engineering Structures, 83, 30-49.
- Gul, M. and Catbas, F. N., 2009, Statistical pattern recognition for Structural Health Monitoring using time series modeling: Theory and experimental verifications. Mechanical Systems and Signal Processing, 23(7), 2192-2204.
- Harlim, J. and Hunt, B. R., 2007, A non-Gaussian ensemble filter for assimilating infrequent noisy observations. Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography, 59(2), 225-237.
- Harvey, A. C. and Trimbur, T. M., 2003, General model-based filters for extracting cycles and trends in economic time series. Review of Economics and Statistics, 85(2), 244-255.
- Haykin, S. 1994, Neural networks, a comprehensive foundation. 1994 New York. NY: MacMillan College Publishing Company.
- Hoult, N. A., Dutton, M., Hoag, A. and Take, W. A., 2016, Measuring crack movement in reinforced concrete using digital image correlation: Overview and application to shear slip measurements. Proceedings of the IEEE, 104(8), 1561-1574.
- Hudnut, K. W. and Behr, J. A., 1998, Continuous GPS monitoring of structural deformation at Pacoima Dam, California. Seismological Research Letters, 69(4), 299-308.
- Hunter, J. S., 1986, The exponentially weighted moving average. Journal of quality technology, 18(4), 203-210.
- Im, S. B., Hurlbaeus, S. and Kang, Y. J., 2013, Summary review of GPS technology for structural health monitoring. Journal of Structural Engineering, 139(10), 1653-1664.
- Kalooop, M. R. and Hu, J. W., 2016, Dynamic performance analysis of the towers of a long-span bridge based on gps monitoring technique. Journal of Sensors, 2016.
- Kao, C. Y. and Loh, C. H., 2013, Monitoring of long-term static deformation data of Fei-Tsui arch dam using artificial neural network-based approaches. Structural Control and Health Monitoring, 20(3), 282-303.
- Lai, J., Qiu, J., Feng, Z., Chen, J. and Fan, H., 2016, Prediction of soil deformation in tunnelling using artificial neural networks. Computational Intelligence and Neuroscience, 2016.
- Larocca, A. P. C., Schaal, R. E., Santos, M. C. and Langley, R. B., 2006, Analyzing the dynamic behavior of suspension bridge towers using GPS. Paper presented at the Proceedings of the 19th International Technical Meeting of

- the ION Satellite Division—ION GNSS.
- Malleswaran, M., Vaidehi, V. and Sivasankari, N., 2014, A novel approach to the integration of GPS and INS using recurrent neural networks with evolutionary optimization techniques. *Aerospace Science and Technology*, 32(1), 169-179.
- McClelland, J. L., Rumelhart, D. E. and Group, P. R., 1986, Parallel distributed processing. *Explorations in the Microstructure of Cognition*, 2, 216-271.
- Moschas, F. and Stiros, S., 2011, Measurement of the dynamic displacements and of the modal frequencies of a short-span pedestrian bridge using GPS and an accelerometer. *Engineering Structures*, 33(1), 10-17.
- Moschas, F. and Stiros, S., 2013, Noise characteristics of high-frequency, short-duration GPS records from analysis of identical, collocated instruments. *Measurement*, 46(4), 1488-1506.
- Moschas, F. and Stiros, S., 2015, Dynamic deflections of a stiff footbridge using 100-Hz GNSS and accelerometer data. *Journal of Surveying Engineering*, 141(4), 04015003.
- Ossandón, S. and Bahamonde, N., 2011, On the nonlinear estimation of GARCH models using an extended Kalman filter. Paper presented at the Proceedings of the World Congress on Engineering.
- Samadi Alinia, H., 2017, New GPS Time Series Analysis and a Simplified Model to Compute an Accurate Seasonal Amplitude of Tropospheric Delay.
- Sayed, M. A., Kaloop, M. R., Kim, E. and Kim, D., 2017, Assessment of acceleration responses of a railway bridge using wavelet analysis. *KSCCE Journal of Civil Engineering*, 21(5), 1844-1853.
- Sirca Jr, G. and Adeli, H., 2012, System identification in structural engineering. *Scientia Iranica*, 19(6), 1355-1364.
- Shumway, R. H. and Stoffer, D. S., 1982, An approach to time series smoothing and forecasting using the EM algorithm. *Journal of time series analysis*, 3(4), 253-264.
- Souza, E. M. and Negri, T. T., 2017, First prospects in a new approach for structure monitoring from GPS multipath effect and wavelet spectrum. *Advances in Space Research*, 59(10), 2536-2547.
- Taha, M. R., Noureldin, A., Lucero, J. and Baca, T., 2006, Wavelet transform for structural health monitoring: a compendium of uses and features. *Structural health monitoring*, 5(3), 267-295.
- Teferle, F. N., Williams, S. D., Kierulf, H. P., Bingley, R. M. and Plag, H.-P., 2008, A continuous GPS coordinate time series analysis strategy for high-accuracy vertical land movements. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 33(3-4), 205-216.
- Van Le, H. and Nishio, M., 2015, Time-series analysis of GPS monitoring data from a long-span bridge considering the global deformation due to air temperature changes. *Journal of Civil Structural Health Monitoring*, 5(4), 415-425.
- Xie, Y., Zhang, Y. and Ye, Z., 2007, Short-term traffic volume forecasting using Kalman filter with discrete wavelet decomposition. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 22(5), 326-334.
- Xin, J., Zhou, J., Yang, S. X., Li, X. and Wang, Y., 2018, Bridge structure deformation prediction based on GNSS data using Kalman-ARIMA-GARCH model. *Sensors*, 18(1), 298.
- Yang, J., Zhou, Y., Zhou, J. and Chen, Y., 2013, Prediction of bridge monitoring information chaotic using time series theory by multi-step BP and RBF neural networks. *Intelligent Automation & Soft Computing*, 19(3), 305-314.
- Yi, T.-H., Li, H.-N. and Gu, M., 2013a, Experimental assessment of high-rate GPS receivers for deformation monitoring of bridge. *Measurement*, 46(1), 420-432.
- Yi, T. H., Li, H. N. and Gu, M., 2013b, Recent research and applications of GPS-based monitoring technology for high-rise structures. *Structural Control and Health Monitoring*, 20(5), 649-670.
- Yi, T.-H., Li, H.-N., Song, G. and Guo, Q., 2016, Detection of shifts in GPS measurements for a long-span bridge using CUSUM chart. *International Journal of Structural Stability and Dynamics*, 16(04), 1640024.
- Yigit, C. O., 2016, Experimental assessment of post-processed kinematic Precise Point Positioning method for structural health monitoring. *Geomatics, natural hazards and risk*, 7(1), 360-383.
- Yu, J., Meng, X., Shao, X., Yan, B. and Yang, L., 2014, Identification of dynamic displacements and modal frequencies of a medium-span suspension bridge using multimode GNSS processing. *Engineering Structures*, 81, 432-443.
- Yu, J., Yan, B., Meng, X., Shao, X. and Ye, H., 2016, Measurement of bridge dynamic responses using network-based real-time kinematic GNSS technique. *Journal of Surveying Engineering*, 142(3), 04015013.
- Yu, M., Guo, H. and Chengwu, Z., 2006, Application of wavelet analysis to GPS deformation monitoring. Paper presented at the 2006 IEEE/ION Position, Location, And Navigation Symposium.

Zhou, J., Li, X., Xia, R., Yang, J. and Zhang, H., 2017, Health monitoring and evaluation of long-span bridges based on sensing and data analysis: A survey. *Sensors*, 17(3), 603.

## Time-series analysis of GPS measurements for modeling and estimating bridge movements using Neural Network model: Case study, Tabiat Bridge

Farzaneh, S.<sup>1\*</sup>, Sharifi, M. A.<sup>2</sup> and Naderi, K.<sup>3</sup>

1. Assistant Professor, Department of Surveying and Geomatics Engineering, Faculty of Engineering, University of Tehran, Iran

2. Associate Professor, Department of Surveying and Geomatics Engineering, Faculty of Engineering, University of Tehran, Iran

3. M.Sc. Student, Department of Surveying and Geomatics Engineering, Faculty of Engineering, University of Tehran, Iran

(Received: 25 March 2020, Accepted: 29 Sep 2020)

### Summary

One of the parameters that can be used to predict different types' behavior of civil structures is the displacement components, extracted from structures. Bridges and their health monitoring system are important parts of the land transportation system because of their safety and durability. This study aims to evaluate the safety behavior of the Tabiat pavement bridge using a high-rate geodetic monitoring of the Global Positioning System (GPS). Accurate orbital information (SP3) is also used to process the collected observations as well as the Double Difference Bernese software. Firstly, the data are processed kinematically, using the coordinate conversion system, into the local coordinates of the bridge (N, E, and H). At the beginning, the raw data is pre-processed using the Kalman filter to reduce noise. The time series of GPS observations are estimated with 0.0013 m accuracy by applying the Kalman filter with CWPA method. Afterwards, the MA filter, mean time zone and Median filter are used to estimate the semi-static, static and dynamic components of bridge movements, respectively. The results obtained by applying the MA filter indicate that the semi-static component is extracted with 0.005 m accuracy in the North, 0.003 m in the East and 0.01 m in the Height directions. The Median filter also estimates the dynamic component with precision of 0.0007, 0.0006 and 0.001 m in three directions N, E and H, respectively. In this study, considering the sampling rate of observations, the average of 5 minutes of semi-static movement is considered as a static behavior of each point. In order to extract the dominant frequencies of the bridge, the least squares harmonic estimation (LSHE) method is used. Finally the Artificial Neural Network model (ANN) with 5 hidden layers and 5 delays is used to predict bridge deformation based on data mining. The frequencies at points on the bridge are approximately similar, which shows the similarity of the periodogram to the high hardness of the bridge. In addition, the frequencies in both North and East directions, relative to Height direction, indicate the GPS sensitivity to load effects. The prediction model using the artificial neural network is then fitted to dynamic component, with accuracy of approximately  $6 \times 10^{-5}$  m and  $4 \times 10^{-5}$  m to the dynamic and semi-static components of the bridge motion, respectively. Both the least squares harmonic estimation method and the ANN model are considered as suitable techniques for estimating the performance changes of GPS measurements in the frequency and time domains during the monitoring time period. The results indicate that the bridge behavior safety design range the minimum changes using GPS measurements in the time and frequency domains. Besides, the frequency analysis of the bridge movement time series and the neural network model, can be used to detect significant frequency changes and study the bridge performance rigidity, respectively. These results show that high-frequency satellite geodetic data which properly processed can also be useful for measuring the dynamic displacements of tall buildings, cable-stayed bridges, flexible and rigid civil structures. Also they would be the bases of bridge safety monitoring system primary warning.

**Keywords:** Movement of Bridge, Structural Health Monitoring, GPS, LSHE method, Deformation prediction, ANN model.

---

\* Corresponding author:

farzaneh@ut.ac.ir