

斜面管理における RTK-GNSS データの変化点検知手法の改良

堤 浩志¹・小濱 健吾²・小泉圭吾³

¹正会員 西日本高速道路株式会社 (〒530-0003 大阪市北区堂島 1-6-20 堂島アバンザ)
E-mail: h.tsutsumi.aa@jrl.eng.osaka-u.ac.jp (Corresponding Author)

²正会員 大阪大学特任准教授 大学院工学研究科 NEXCO 西日本高速道路学共同研究講座
(〒565-0871 吹田市山田丘 2-8)
E-mail: k-obama@civil.eng.osaka-u.ac.jp

³正会員 大阪大学助教 大学院工学研究科 地球総合工学専攻 (〒565-0871 吹田市山田丘 2-1)
E-mail: koizumi@civil.eng.osaka-u.ac.jp

近年, 異常気象による予測不可能な斜面崩壊が増加している. 道路管理者には利用者の安全を確保するために斜面崩壊の迅速な検知が求められている. 斜面の異常を検知する新しい監視システムとして SDAR アルゴリズムを用いた Change Finder¹⁾による変化点検知手法が提案されているが, 検知精度に関する課題が残されている. 本研究では, 衛星を用いた測位システムである RTK-GNSS データに含まれるマルチパスによる誤差, および偶然誤差を事前処理することによって検知精度の向上を試みた. 具体的には, マルチパスによる誤差の処理として恒星日差分法を, 偶然誤差の処理としてローパスフィルタを適用し, 両者を併用することにより Change Finder による検知の可能性が向上することを確認できた.

Key Words: *change point detection, slope, RTK-GNSS data, real-time monitoring, sidereal time-based differential method*

1. はじめに

近年我が国では, 地震や台風, 集中豪雨といった自然災害が多発しており, それにより突発的な斜面崩壊が発生している. これらに対して, 高速道路などの道路管理者は斜面の崩壊箇所の迅速な状態把握の重要性が求められ, 近年ではモニタリング機器を設置することにより斜面の状態を常に監視できるような体制が整えられてきている.

斜面のモニタリング機器の 1 つとして GNSS (Global Navigation Satellite System) 受信機が活用されている. GNSS 受信機では, 斜面の位置情報を計測することにより斜面の変位を知ることが可能である. しかし, 実際のモニタリング方法は機器から獲得された座標変位の時系列データを管理者が見るだけに過ぎず, 管理者も時系列データを常時見ているわけではないため, 変化を見逃す可能性も大いに考えられ, 常時獲得されるデータを有効活用できているとは言い難い. また, 変化が微小であった場合, 必ずしも管理者が読み取れるとは限らない. このため, モニタリングではだれもが異常を一目で検知で

きるような手法が求められてきた. GNSS 受信機によるデータの活用方法として, 清水ら²⁾によりトレンドモデルが確立されているが, このモデルでは地滑りといった長期間にわたる変動の検知に着目したものであり, 地震時に生じる突発的な位置変動の検知は難しい. そこで, 堤ら³⁾は, 斜面の異常を早期に検知する手法として Change Finder を用いた RTK-GNSS データの分析手法を提案し, 2018 年 6 月 18 日 7 時 58 分に発生した大阪府北部地震において, 高速道路 (新名神神戸 - 高槻間) で観測された RTK-GNSS データを用いて, 提案手法の有用性を検証した. その結果, Change Finder を用いた場合に RTK-GNSS データの示す斜面の変位量が標本標準偏差の 2.5 倍を超える場合に変化点を検知できることを示し, 斜面防災の異常検知システムを構築するための礎を築くことができた. 一方で, RTK-GNSS データに含まれるマルチパスによる誤差などの事前処理の必要性が 1 つの課題となることを述べている.

本研究では, 堤らの提案した方法論の実用化に向け, 課題の 1 つとなっていた GNSS データに含まれるマルチ

パスなどの誤差を事前処理する方法論を提案し、Change Finder を援用した異常検知の改良を目指す。以下、2.において、本研究の基本的な考え方を述べる。3.において、GNSS データに含まれる誤差を事前処理する方法を説明する。4.において、実際の高速道路において観測された GNSS データを用いて本研究で提案する方法論の有用性を検証する。

2. 本研究の基本的な考え方

(1) 既往研究の概要

堤らが提案した Change Finder を用いた RTK-GNSS データの分析手法の研究成果を整理する。

地震前後で 2 [mm] 以上の変位を確認することができた全 18 データを対象として分析を実施したところ、18 データのうち 9 データで変化点を検知することができた。変化点を検知できなかった 9 データに関しては、変位量に対して GNSS データの標本標準偏差が大きいことから検知が困難になったと考えられた。結果として、GNSS データの標本標準偏差と変位量の関係と、Change Finder による検知可否については、変位量が標本標準偏差の 2.5 倍を超えるものに対してはおおむね検知することができ、1.5 倍を下回るものは検知が困難であると結論づけられた。また、このことから、GNSS データを事前処理し、標本標準偏差を可能な限り小さくすることにより、Change Finder による検知精度を改善することができると述べられている。

(2) GNSS データの事前処理

RTK 測位を用いて観測された GNSS データには主に、1) 伝搬遅延による誤差、2) 受信機による誤差、3) マルチパスによる誤差、4) 偶然誤差、が含まれている。本研究で取り扱う GNSS データに含まれる誤差に関して述べると、伝搬遅延による誤差は基線長が十分に短いためその影響は小さく、受信機による誤差も変位前後の早退さを見る分には影響を無視できる。したがって、本研究で事前処理の対象となる誤差はマルチパスの誤差と偶然誤差である。

マルチパスとは、衛星から受信機に直接届かず、周辺の反射物によって反射されながら様々な経路を通過して入射する電波のことである。このマルチパスの経路は衛星と受信機の位置関係によって決まるため、衛星の周回時間に依存し、周期性を伴うものである。したがって、マルチパスによる誤差は衛星が南中してから次に南中するまでの恒星日（約 23 時間 56 分）を用いて補正することにより影響を小さくすることが可能となる。本研究ではマルチパスによる誤差を補正する方法として、武石ら⁴⁾によって提案されている恒星日差分法を用いる。ここで

恒星日差分法は著者の知る限り GNSS データに対してマルチパスによる誤差を補正する唯一の方法であり、今回採用することにした。また、偶然誤差を処理する方法としては、信号通信分野で一般的に使用されているローパスフィルタを使用する。ローパスフィルタを用いた誤差処理では、GNSS データを数種類の正弦波の重ね合わせであると捉え、ある特定の周波数（カットオフ周波数）以上の周波数の波形をすべて除去することにより、GNSS データのばらつきを抑えることができる。カットオフ周波数として、周波数の小さい（周期の長い）波を選択すると、ばらつきを抑える効果は大きくなるが、除去する周波数であるかどうかの判断に周期分の時間を要するため、偶然誤差の処理後のデータには遅延が発生することになる。

以上より、本研究では GNSS データの事前処理として、GNSS データに含まれるマルチパスによる誤差に対しては恒星日差分法を、偶然誤差に対してはローパスフィルタを用いる。ローパスフィルタによる誤差処理では処理後のデータには遅延が発生する一方、恒星日差分法では遅延は生じない。そこで、本研究では GNSS データの事前処理として恒星日差分法を優先する。恒星日差分法を実施することにより得られる時系列データ（本研究では、誤差処理を実施した後のデータを時系列データと呼び、元のデータとなる GNSS データと区別をする。）を用いて Change Finder による検知可否を確認し、検知精度の改善が見られなかった場合に、ローパスフィルタを実施し、カットオフ周波数を変動させて遅延時間と検知可否の関係を調べることにする。

(3) Change Finder を用いた GNSS データ分析手法の概要

GNSS データの誤差処理を実施した後の分析方法は堤ら²⁾が提案している手法を用いるが、読者の理解のために概要と手順について簡単に触れておく。Change Finder は、異常検知の中でも変化点を検知する役割を果たし、外れ値と変化点を明確に区別することが可能なツールである。さらに、膨大なデータをリアルタイムで処理できる計算効率性を兼ね備えている逐次更新型の分析ツールである。

いま、GNSS データの取得開始時点をもとに $t_0=0$ とするカレンダー時刻において、定期的に GNSS データが観測されているとしよう。現在時点 t までの各時点 $s (s=0, \dots, t)$ において観測される位置情報 \bar{x}_s に基づき、新たに位置情報 \bar{x}_{t+1} が観測されたときの外れ値スコア、および変化点スコアを計算する手順を説明する。

a) 外れ値スコアの計算

位置情報 $\bar{x}_s (s=0, \dots, t)$ が現在時点 t におけるモデル出力が $t-1$ 以前のモデル出力に依存する確率過程である AR モデルに従っていると仮定し、AR モデルの

パラメータを推定する。ただし、 k 次の AR モデルは時系列変数 $z_t (t = 0, 1, \dots)$ としたとき

$$z_t = \sum_{i=1}^k \omega_i z_{t-i} + \varepsilon \quad (1)$$

により表される。ここで、 $z_t = x_t - \mu$ と変数変換することにより、

$$x_t = \mu + \sum_{i=1}^k \omega_i (x_{t-i} - \mu) + \varepsilon \quad (2)$$

と表すことができる。 ε はホワイトノイズであり、平均 0、分散 σ^2 の正規分布に従う。推定すべきパラメータは定数項、自己回帰係数 $\omega_i (i = 1, \dots, k)$ ホワイトノイズの分散パラメータ σ となる。モデルを推定した結果、パラメータの推定値ベクトル $\hat{\theta} = (\hat{\mu}, \hat{\omega}, \hat{\sigma})$ が得られたとしよう。ただし、 $\hat{\omega} = (\hat{\omega}_1, \dots, \hat{\omega}_k)$ である。このとき、位置情報 \bar{x}_{t+1} の予測値の確率分布 $p(x|\bar{x}_{t-k+1}; \hat{\theta})$ は、

$$p(x|\bar{x}_{t-k+1}; \hat{\theta}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\hat{\sigma}^2}} \exp \left[-\frac{\{x - \hat{\mu} - \sum_{i=1}^k \hat{\omega}_i (\bar{x}_{t-i+1} - \hat{\mu})\}^2}{2\hat{\sigma}^2} \right] \quad (3)$$

と与えられる。ただし、 $\bar{x}_{t-k+1} = (\bar{x}_{t-k+1}, \dots, \bar{x}_t)$ とする。外れ値スコアを対数損失によって定義すると、位置情報 \bar{x}_{t+1} の外れ値スコア Score_1 は、

$$\text{Score}_1(\bar{x}_{t+1}) = -\log \left\{ p(\bar{x}_{t+1}|\bar{x}_{t-k+1}; \hat{\theta}) \right\} \quad (4)$$

として計算される。

b) 変化点スコアの計算

T を整数として、外れ値スコアの T 期の平均を算出し、外れ値スコアのスコア時系列データ $y_s (s = T-1, \dots, t)$ を

$$y_s = \frac{1}{T} \sum_{i=s-T+1}^s \text{Score}_1(\bar{x}_i) \quad (5)$$

により作成する。この操作を平滑化と呼ぶ。

外れ値スコアの計算と同様に、スコア時系列データ $y_s (s = T-1, \dots, t)$ に対して AR モデルを $z_t = y_t - \mu'$ により変数変換したモデル

$$y_t = \mu' + \sum_{i=1}^{k'} \omega'_i (y_{t-i} - \mu') + \varepsilon \quad (6)$$

を仮定し、先程と同様に AR モデルのパラメータ推定値を $\hat{\theta}' = (\hat{\mu}', \hat{\omega}', \hat{\sigma}')$ とすれば、外れ値スコア y_{t+1} の予測

値の確率分布 $p(y|y_{t-k+1}; \hat{\theta}')$ は、

$$p(y|y_{t-k+1}; \hat{\theta}') = \frac{1}{\sqrt{2\pi\hat{\sigma}'^2}} \exp \left[-\frac{\{y - \hat{\mu}' - \sum_{i=1}^{k'} \hat{\omega}'_i (y_{t-i+1} - \hat{\mu}')\}^2}{2\hat{\sigma}'^2} \right] \quad (7)$$

と与えられる。ただし $y_{t-k+1} = (y_{t-k+1}, \dots, y_t)$ とする。位置情報 \bar{x}_{t+1} が観測された後に外れ値スコア y_{t+1} が計算される。このとき、外れ値スコア y_{t+1} の対数損失に対して、 T' を整数として T' 期の平均を取ったスコア

$$\text{Score}_2(y_{t+1}) = \frac{1}{T'} \sum_{i=t-T'+1}^t -\log \left\{ p(y_{i+1}|y_{i-k+1}; \hat{\theta}') \right\} \quad (8)$$

を計算する。式 (8) によって表されるスコアは、平滑化を通じて外れ値の影響を除去したスコア時系列データを、再度スコア化し、平滑化したものである。したがって、本質的な変動のみを検出できるスコアを示しており変化点スコアと呼ばれる。

c) スコアの逐次計算

位置情報 \bar{x}_s が観測されるごとに、外れ値スコア、変化点スコアを計算することにより、リアルタイムで変化点を検出することが可能となる。両スコアの計算においては、式 (2)、式 (6) で表される AR モデルをデータが観測されるごとに推計し直すことが必要となるが、データの蓄積とともに計算量は線形的に増大していき、リアルタイム性が問われるモニタリングの常時監視において監視を続けなければならないほどにモデルの推計効率が落ちていくといった望ましくない結果をもたらすことになる。

Change Finder においては、新しいデータが観測された際に、現時点までのデータを用いて推定したパラメータおよび各種統計量と、新しいデータのみを用いてパラメータの推定値を更新する SDAR アルゴリズムが採用されており、データが蓄積された場合においてもスコアの計算に必要な計算量はほぼ一定となっている。いま、時点 $t+1$ までに観測された位置情報 $\bar{x}_s (s = 0, \dots, t+1)$ をもとに、パラメータ $\hat{\theta}_{t+1}$ 、スコア時系列データ $y_s (s = T-1, \dots, t+1)$ 、パラメータ $\hat{\theta}'_{t+1}$ が得られているとしよう。このとき、1 期進んだ時点 $t+2$ において新しい位置情報 \bar{x}_{t+2} が観測された時に式 (2) で表される AR モデルのパラメータは、忘却パラメータ $r (0 < r < 1)$ と式 (2) の AR モデルの自己共分散関数 $C_{i,t+1} (i = 1, \dots, k)$ を用いて以下の手順により更新される。

まず、 μ と C_i を以下の式により更新する。

$$\hat{\mu}_{t+2} = (1-r)\hat{\mu}_{t+1} + r\bar{x}_{t+2} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} & C_{i,t+2} \\ &= (1-r)C_{i,t+1} + r(\bar{x}_{t+2} - \hat{\mu}_{t+2})(\bar{x}_{t+2-i} - \hat{\mu}_{t+2}) \end{aligned} \quad (10)$$

次に、以下の Yule-Walker 方程式を解いて ω を更新する.

$$\sum_{j=1}^k \hat{\omega}_{j,t+2} C_{i-j,t+2} = C_{i,t+2} \quad (i=1, \dots, k) \quad (11)$$

最後に、 σ を以下の式により更新する.

$$\hat{x}_{t+2} = \sum_{i=1}^k \hat{\omega}_{i,t+2} (\hat{x}_{t+2-i} - \hat{\mu}_{t+2}) + \hat{\mu}_{t+2} \quad (12)$$

$$\hat{\sigma}_{t+2}^2 = (1-r)\hat{\sigma}_{t+1}^2 + r(\bar{x}_{t+2} - \hat{x}_{t+2})^2 \quad (13)$$

パラメータを更新することによって時点 $t+2$ における外れ値スコア y_{t+2} が計算されると、同様にしてパラメータ $\hat{\theta}'_{t+2}$ 、式(6)の AR モデルの自己共分散関数 $C'_{i,t+2} (i=1, \dots, k')$ へと容易に更新することができる.

上記手順を繰り返すことにより、変化点スコアをリアルタイムで継続的に計算することが可能となる. 忘却パラメータ r は、式(9)に示すように、現時点におけるパラメータ推定値と新しく観測されたデータの重みであり、 r が大きくなればなるほど過去のデータを用いて推定したパラメータの重みが小さくなり、新しく観測されたデータにより重きを置いた上でパラメータを更新することとなる.

Change Finder は情報科学の分野で発展してきており、追加的なデータの観測によるモデルの更新のことを学習と表現することが多く、本フローにおいても山西の表現を踏襲し、外れ値スコアの計算部分を第一段階学習、スコア時系列の作成部分を平滑化、変化点スコアの計算部分を第二段階学習と表現している. なお、いずれの学習段階においても、先述した SDAR アルゴリズムを用いてパラメータを学習していることに留意して欲しい.

3. 誤差処理の方法

(1) 恒星日差分法

恒星日差分法は、恒星日を用いて周期性を持つマルチパスの誤差を除去する方法である. 具体的には、電波を発する衛星の恒星日を基準、すなわち 1 日を約 23 時間 56 分と考え、同時刻の GNSS データの差分を取ってマルチパスの誤差を除去し、時系列データを作成する方法である. 差分を取る時に基準とする値は任意の 3 日間の同時刻の平均値を用いるが、正確な恒星日 1 日でもって差分を取ることは現実的ではないため、周期性の誤差を除去できる一方で、差分時の周期のズレによる誤差が蓄積

していくことになる. そこで、恒星日差分法では、基準値を 2 週間ごとに設定し直すこととしている. またその際の基準値は更新日の前 3 日の同時刻の平均値により定められる.

(2) ローパスフィルタ

ローパスフィルタの手順を以下に示す. GNSS データを数種類の正弦波の重ね合わせであると捉える. データを $2L$ 周期の関数として考えフーリエ係数を用いると、次のように表すことができる.

$$f(x) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} \left(a_n \cos \frac{n\pi x}{L} + b_n \sin \frac{n\pi x}{L} \right) \quad (14)$$

ここでは a_n , b_n はフーリエ係数である.

式(14)はオイラーの定理を用いることで以下のように書き換えられる.

$$f(x) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_n e^{in\pi x/L} \quad (15)$$

ただし、 $c_n = \frac{a_n - ib_n}{2}$ と定義した.

式(15)を、周期性が存在しないデータに関しても適用可能とするため、 L を無限大として普遍性を持たせると以下のように計算される.

$$f(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} d\omega \int_{-\infty}^{\infty} f(u) e^{i\omega(x-u)} du \quad (16)$$

ここで、 ω は周期 $2L$ の角周波数である.

次に、式(16)の ω に関する被積分関数を取り出すことにより、もとの関数を周波数領域に置き換えた新たな関数を定義できる. この周波数領域に置き換えた関数は以下のように表される.

$$F(\omega) \equiv \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} f(u) e^{-i\omega u} du \quad (17)$$

次に、設定したカットオフ周波数を用いて、特定の周波数以上の周波数の波形すべてを除去する. このことにより、真の値の変動である波以外のばらつきによる高周波振動の波の成分は除去される. 最後に式(18)のように逆フーリエ変換して複素数を消去し、時間領域の変位データに戻すとばらつきのような微小振動が消去され、平滑化した時系列データを得ることができる.

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega) e^{i\omega x} d\omega \quad (18)$$

カットオフ周波数を低周波にすると除去される周波数が小さいものも消去できるため、多くのばらつきによる振動を埋め込むことが可能となる.

表-1 事前処理を実施する GNSS データの概要

地点	茨木北								
	1			2			3		
種類	南北	東西	上下	南北	東西	上下	南北	東西	上下
変位量 [mm]	30	30	45	25	32	40	14	13	6
検知	○	○	×	○	○	×	○	○	×

地点	原萩谷								
	1		2		3		4		
種類	南北	東西	上下	東西	上下	東西	上下	南北	東西
変位量 [mm]	8	28	25	9	10	22	40	3	4
検知	○	○	×	×	×	×	×	○	×

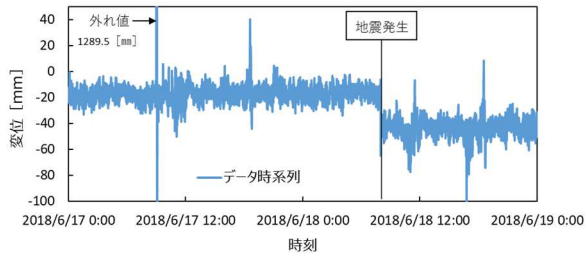


図-1 茨木北の地点 2, 南北方向の GNSS データ

4. 分析事例

(1) GNSS データの概要

新名神高速道路に設置された GNSS 受信機によって観測される GNSS データに対して誤差処理を実施して時系列データを作成し、Change Finder による異常検知の検知精度を確認する。GNSS 受信機現場管理者によって重点的に監視すべき斜面であると判断された地点（建設時点において要注意と判断された地点、構造的に注意が必要と判断された地点など）に設置され、茨木北、原萩谷、神戸、宝塚の 4 地域、合計 24 地点に対して位置情報データが観測されている。また、1 つの地点に対して南北方向、東西方向、上下方向の 3 つの位置情報データがあり、合計で 72 の GNSS データセットが観測されている。2018 年 6 月 18 日 7 時 58 分 34 秒に発生した大阪府北部地震によって、2[mm]以上の変位が確認された 18 地点において Change Finder による分析を実施したところ、9 のデータで変化点を検知することができ、残りの 9 のデータで変化点を検知することができなかった²⁾。本研究では、変化点を検知することができなかった 9 の GNSS データに対して事前処理を実施し、Change Finder による異常検知の検知精度の改善を試みる。本研究で分析対象とした GNSS データの地点、方角の種類、変位量を表-1 に示す。同表には、変化点を検知することができなかった GNSS データの地点、その他各種情報だけでなく、参考までに、同地点において変化点を検知することができた GNSS データの各種情報も記載している。また、GNSS データの獲得期間は 2018 年 6 月 17 日 0 時～2018 年 6 月 19 日 0

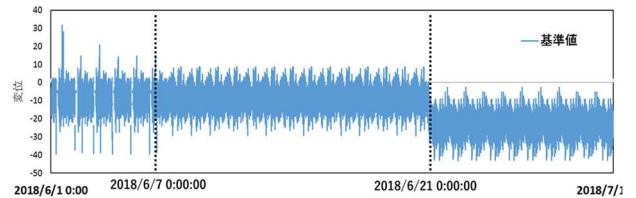


図-2 恒星日差分法に用いる基準値データ

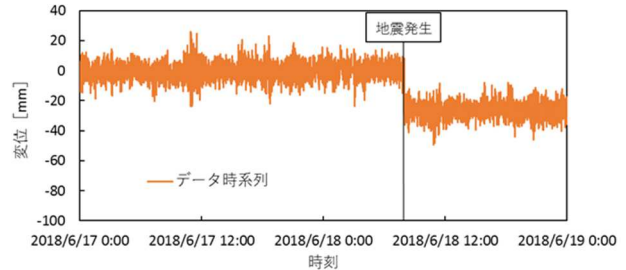


図-3 恒星日差分法の適用結果

時である。

(2) 恒星日差分法による誤差処理と分析結果

GNSS データの事前処理として恒星日差分法を適用し、マルチパスによる誤差を除去する。また、誤差処理による時系列データ作成の説明に当たり、処理状況が見やすい地点を例示することを優先して表-1 に示す茨木北の地点 2、南北方向の GNSS データを用いる。図-1 に当該地点の GNSS データを示す。データは 10 秒、あるいは 15 秒ごとに獲得されるが、GNSS データには欠損部分が見られた。10 秒間欠損している部分もあれば 2 時間近く欠損している部分も見られた。これは通信の不具合や設備メンテナンスの影響による欠損であったため、欠損前後のデータを用いて線形補完を実施した。図-1 の 2018 年 6 月 17 日 9 時ごろの変位に着目すると、1289.5[mm]と大幅な外れ値になっていることが確認できる。Change Finder による異常検知は外れ値を二段階学習によって除去できるメカニズムを持つが、大幅な外れ値は除去しきれずに外れ値を変化点として検知してしまう可能性がある。そこで、GNSS データの標本標準偏差が 3σ を超える外れ値をあらかじめ除去し、欠損前後のデータを用いて線形補完を実施した。図-2 に、恒星日差分法に用いる基準値データを示す。本研究で利用可能であった GNSS データは先述した 2 日間のデータのみであったが、恒星日差分法に用いる基準値データとしては 2018 年 6 月 1 日 0 時～2018 年 7 月 1 日 0 時が利用可能であった。図-2 に示すように、恒星日差分法における基準値データは、周期のズレを修正するために 2 週間おき

表-2 誤差処理による検知精度の改善の評価

地点	茨木北				原萩谷					
	1	2		3	1	2		3	4	
種類	上下	南北	上下	上下	上下	東西	上下	東西	上下	
変位量 [mm]	45	25	40	6	25	9	10	22	40	4
σ (補正前) [mm]	18.6	5.5	16.6	15.2	16.1	6.7	17.3	5.9	17.2	6.7
検知(オリジナル)	×	○	×	×	×	×	×	×	×	×
σ (恒星日) [mm]	15.5	4.8	14	12.5	15.2	6.3	16.1	5.3	14.2	6
検知(恒星日)	×	○	×	×	○	×	×	×	×	×
σ (LPF) [mm]	11.8	3.2	5.2	4.5	9.4	4.8	9.3	3.7	9.3	2.5
検知(LPFP)	○5	○5	○30	×	○10	○5	○10	○5	○10	○30

注) ○横の数字はLPFにおけるカットオフ周波数を示す

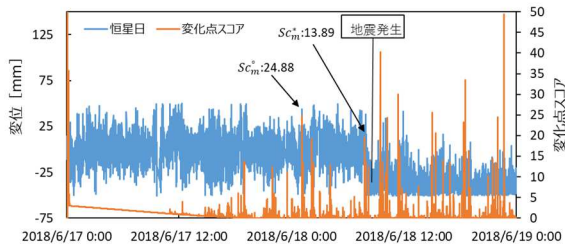


図-4 時系列データと変化点スコア (恒星日)

に更新されていることがわかる。図-1, 図-2を用いて恒星日差分法による誤差処理を実施して作成した時系列データを図-3に示す。図-1に示すGNSSデータと比較して、外れ値が除去されたこと、基準値との差分を取ったことから変位が0[mm]に分布していることを確認できる。一方で、恒星日差分法を用いてマルチパスによる誤差を処理したものの、ばらつきが小さくなっているか否かの判断は一目では難しいこともわかる。また、図-5において恒星日差分法を用いたデータについて、ばらつきの下側が切れているように処理されている。これは、恒星日差分法による処理の過程で、大幅な外れ値を除去するためにGNSSデータの標本標準偏差の 3σ を超える外れ値を除去している事によるもので、恒星日差分法の問題点として今後の改善課題と考えている。続いて、作成した時系列データに対してChange Finderを適用し、検知精度の改善が見られるか否かの評価を実施した。Change Finderに用いるパラメータの設定として、平滑化を実施する期間長さ T と T' 、忘却パラメータ r に関しては既往研究と同一の値、 $T=T'=3$, $r=0.001$ とした。ARモデルの次数 k , k に関しては作成した時系列データが従うARモデルとして尤もらしい次数をAIC⁹⁾を用いて決定した。分析結果を表-2に示す。表中上段には既往研究の結果を、中段には恒星日差分法によりマルチパスの誤差を処理した後の時系列データを用いて異常の検知有無を判定した結果を、下段には後述するローパスフィルタにより偶然誤差を処理した後の時系列データを用いて異常の検知有無を判定した結果を示している。表の上段と中段より、GNSSデータの標準偏差 σ と恒星日差分法により作

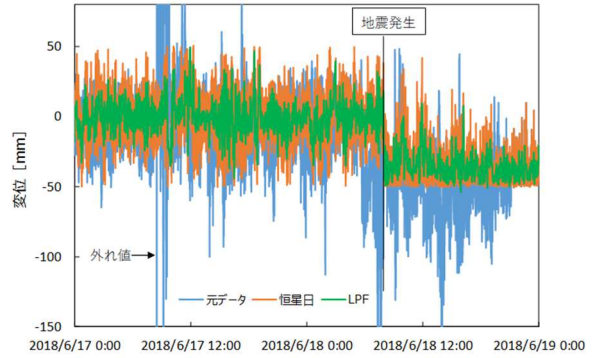


図-5 GNSSデータと誤差処理後の時系列データ

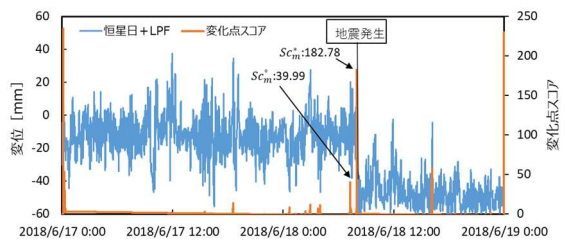


図-6 時系列データと変化点スコア (LPF)

成した時系列データの標準偏差 σ を比較すると、外れ値の除去、および周期性を有するマルチパスの誤差を処理したことにより、恒星日差分法を適用した後の時系列データの方が全ての地点において減少していることがわかる。しかしながら、検知結果を見てみるとGNSSデータでは検知不可であった9つのデータのうち1つ、原萩谷の地点1の上下方向が判定可能となったに過ぎず、検知精度は改善していないことがわかる。図-4に茨木北の地点1, 上下方向のGNSSデータに対して恒星日差分法を適用した後の時系列データと、当該データに対してChange Finderを適用した時の変化点スコアの時系列変化を示している。図-4中、地震発生時における変化点スコア Sc_m^* が13.89である一方、地震発生時以前の変化点スコアの最大値 Sc_m^o が24.88であり、 $Sc_m^* - Sc_m^o < 0$ となることから変化点を検知できなかったことが読み取れる。変化点付近において変化点スコアは上昇しているものの、時系列データのばらつきが大きくは改善されていないことが要因だと考えられる。

(3) ローパスフィルタによる誤差処理と分析結果

恒星日差分法を適用してマルチパスによる誤差の処理を実施した時系列データに対して、さらにローパスフィルタを適用して偶然誤差の処理を実施する。ローパスフィルタのカットオフ周波数を1/5[min], すなわち5分周期と設定して偶然誤差の処理を実施した結果を図-5に

示す。なお、GNSS データのサンプリングレートは 10[sec]であり、フーリエ変換に関する標準化定理を満たしている。また、同図は茨木北の地点 1、上下方向のデータであり、比較のために GNSS データ、恒星日差分法を適用した後の時系列データを併記している。図-5 より緑線 LPF で示されるローパスフィルタを適用した後の時系列データのばらつきは、橙線恒星日で示される恒星日差分法を適用した後の時系列データのばらつきよりも小さくなっていることが読み取れる。図-6 に茨木北の地点 1、上下方向の GNSS データに対して恒星日差分法とローパスフィルタを適用した後の時系列データと、当該データに対して Change Finder を適用した時の変化点スコアの時系列変化を示している。図中、地震発生時における変化点スコア Sc_m^* が 182.78 である一方、地震発生時以前の変化点スコアの最大値 Sc_m° が 39.99 であり、 $Sc_m^* - Sc_m^{\circ} > 0$ となることから変化点を検知できることが読み取れる。表-2 の下段に示すように、カットオフ周波数を 1/5[min]とすることにより、図-6 に示した茨木北の地点 1 の上下方向の他に、原萩谷の 2 地点の上下方向、原萩谷の 3 地点の東西方向においても変化点を検知できるようになった。検知できなかった地点に関しては、カットオフ周波数を 1/10[min]、1/30[min]、すなわち 10 分周期、30 分周期と 2 通りを設定し、分析を実施し直した。リアルタイム性を尊重するため、30 分以上遅延するカットオフ周波数は設定しないこととした。表-2 の下段に示すように、カットオフ周波数を小さくすることにより検知できる地点が増加し、既往研究では異常を検知できなかった 9 つのデータのうち 8 つのデータに対して、GNSS データの事前処理を実施することにより検知が可能となることが明らかとなった。一方、茨木北の地点 3 の上下方向に関してはカットオフ周波数を 1/30[min]としても検知できなかった。これは、変位量が小さく、標準偏差 σ が相対的に大きな値となっていたためと考えられる。

5. おわりに

本研究では、GNSS データに Change Finder を用いることにより突発的な斜面変動を検知する異常検知手法として提案されている方法論²⁾の実用化に向け、課題の 1 つとなっていた GNSS データに含まれる誤差を事前処理する方法論を提案し、Change Finder を援用した異常検知手法の改良を実施した。具体的には、事前処理すべき誤差をマルチパスによる誤差と偶然誤差の 2 つであること

を述べ、前者には恒星日差分法を、後者にはローパスフィルタを用いて誤差処理を実施することを提案した。ローパスフィルタによる誤差処理は検知時間の遅れを伴うため、恒星日差分法のみを用いて分析した結果、検知精度は大きく改善されなかった。そこで、恒星日差分法とローパスフィルタの両方を適用したところ、検知の可能性が大幅に向上することが確認できた。本研究で提案した誤差を事前処理する方法論により、GNSS データの変化点検知手法の実用化に大きく近づいたと考えられるが、一方で以下の課題が残されている。第一に、ローパスフィルタのカットオフ周波数の設定があげられる。本研究では 1/5[min]、1/10[min]、1/30[min]の 3 つを設定したが、検知時間の遅れを考慮した上で適切なカットオフ周波数を設定しなければならない。またその際、カットオフ周波数を無制限に小さくすることは現実的ではないため、実際の現場での運用を念頭に置く必要がある。第二に、GNSS データを多次元データとして扱う必要がある。既往研究、および本研究では、東西方向、南北方向、上下方向と各々次元のデータを用いて分析を行っている。今回は、最も簡便な一次元での検証を行い Change Finder の有用性を確認したが、今後より複雑な、東西南北方向の二次元のデータ、さらに上下方向を加えた三次元のデータを用いることにより検知精度が向上する可能性も考えられることから今後の課題としたい。

謝辞： 研究の遂行に当たっては尾家加奈子（大阪大学卒、現：㈱IHI インフラシステム）にご尽力を頂いた。ここに記して謝意を表します。

参考文献

- 1) 山西健司：データマイニングによる異常検知，共立出版，2009.
- 2) 清水則一，安立寛，小山修治：GPS 変位モニタリングシステムによる斜面変位計測結果の平滑化に関する研究，資源と素材，Vol.114，pp.397-402，1998.
- 3) 堤浩志，小濱健吾，中村葵，小泉圭吾：RTK-GNSS データを用いた斜面の異常検知手法，土木学会論文集 F4(建設マネジメント)，Vol.75，No.2，I_15-I_26，2019.
- 4) 武石朗，飯島功一郎，江川真史，横田聖哉，藤原優，田山聡：RTK-GNSS による地盤変位計測システムについて（山陽自動車道での実証実験）について，第 54 回地盤工学研究発表会，2019.
- 5) 小西貞則，北川源四郎：予測と発見の科学 情報量基準，朝倉書店，2006.

(Received June 30, 2020)

(Accepted July 31, 2020)

IMPROVEMENT OF CHANGE POINT DETECTION METHOD OF RTK-GNSS DATA IN SLOPE MANAGEMENT

Hiroshi TSUTSUMI, Kengo OBAMA and Keigo KOIZUMI

In recent years, unpredictable slope failures caused by extreme weather have been increasing in Japan. Management companies are required to detect the slope failure quickly to ensure the safety of expressway users. In order to solve this problem, a new change point detection system is proposed to detect unpredictable slope deformation by using Change Finder with SDAR algorithm for RTK-GNSS data. However, there are still problems with detection accuracy. In this research, we attempted to improve the detection accuracy of Change Finder by preprocessing multipath errors and random errors included in the data of satellite positioning system, RTK-GNSS. Specifically, sidereal time-based differential method was applied to the processing of multipath errors, Low path filter was applied to the processing of random errors. As a result, the detection probability by Change Finder was significantly improved.