

共分散解析に基づく異常検知システムの開発：SAR 時系列データへの適用

実施期間

令和 6 年度～令和 8 年度

地理地殻活動研究センター

姫松 裕志

地殻変動研究室

1. はじめに

地殻変動監視を目的とした衛星 SAR のデータの解析は、解析手法の標準化が進んでおり、今や一定の精度を担保する定常的な解析結果の提供も可能となっている。SAR 干渉解析の結果を SAR 時系列解析に適用することによって、地殻変動の観測精度も向上してきた。海外では SAR 時系列解析の結果をプロダクトとしてウェブサイト公開し、数値データにアクセスできる環境も整備されつつある (Lazechy et al. 2020)。SAR 衛星は大型・商用ともに運用数は増加傾向にあり、観測データの蓄積も飛躍的に進んでいる。観測データが増加したとしても標準化された解析手法を適用することによって、自動的に解析結果を得ることができるようになった。一方、大量に生成された全ての解析結果に目を通すことは次第に困難になり、地殻変動由来のシグナルを早期に認知することも難しくなりつつある。地殻変動監視においては、新たに地殻変動が現れた場合や変位速度が上昇した時点を早期に検知することが重要であるため、地殻変動由来の位相変化が現れた際に、定量的にある指標をもって早期に認知できるシステムの開発が必要である。

近年では機械学習や深層学習といった異常検知手法が提案され、様々な場面において活用されている。地球科学分野においても機械学習に基づいた時系列データに対する異常検知手法が提案されている (Anantrasirichai et al. 2018; Albino et al. 2020)。SAR 時系列データに対しても地殻変動由来のシグナルの早期検知を目的とした手法が提案され、地殻変動を示唆する位相変化を異常の程度の確率として評価することができるようになった。機械学習では解析解を用いて断層運動や火山地下における圧力変化に伴う地殻変動の擬似データを生成して学習データとして用いている。地殻変動の空間的特徴は無数に存在するため、大量の教師データを生成することができたとしても、全ての位相変化を認識させるためには相当の計算資源を要する。従前の機械学習とは異なるアプローチによる SAR 時系列データに対する異常検知手法を提案が望まれている。

2. 研究内容

2.1 研究開発の概要

本研究では SAR 時系列データに対する異常検知手法の提案を目的として、統計学的手法（教師なし学習）による異常検知手法の開発を目指す。定常的な変位速度から変化が生じた時点を早期に検知することは、火山活動監視や地殻変動監視の観点から重要である。このため、令和 7 年度は時間方向の異常検知手法の検討を目的として、地殻変動の変位速度が変化する時点に感度を持つ、変化点検知の手法を模索する。さらに、地殻変動を示す視線距離変化の時系列と令和 6 年度に計算した異常度スコア（空間的異常検知のための Mahalanobis 距離に相当）の時系列に対してこれらの手法を適用し、変化点検知に対する感度の差異を検証する。本研究で用いる SAR 時系列データは、吾妻山を対象とした ALOS-2/PALSAR-2 の時系列解析の結果である。逐次的な異常検知の指標を求めるために、時刻 t のデータを得た際に、時刻 t 以前のデータのみを用いて時系列の変化点候補として認識することを目指す問題設定とする。本解析では地殻変動が報告されている大穴火口周辺の小領域のデータを用いて、以

下に示す変化点検知の手法を適用した。

2.2 時系列データ時間変化の有限差分による変化点検知

2次元時系列データに対して、時刻 T_t から時刻 T_{t-1} と時刻 T_{t-1} から時刻 T_{t-3} の時間窓（ $\Delta T_{01}, \Delta T_{13}$ ）を設定し、各時間窓における変位速度 $v_{t|t-1}$ と平均変位速度 $v_{t-1|t-3}$ の差分を取ることで、時系列データの時間変化の増分を変化点スコアとして数値化する（式-1, 図-1）。本解析では視線距離変化の時系列、空間的異常検知として算出した異常度スコア（共分散の有無）の時系列に対して適用し、変位速度の時間変化に対する感度を検証した。

$$\begin{aligned}\Delta v_t &= v_{t|t-1} - v_{t-1|t-3} \\ v_{t|t-1} &= \frac{x_t - x_{t-1}}{T_t - T_{t-1}} = \frac{x_t - x_{t-1}}{\Delta T_t} \\ v_{t-1|t-3} &= \frac{\sum_{i=t-3}^{t-1} (T_i - \bar{T}) x_i}{\sum_{i=t-3}^{t-1} (T_i - \bar{T})^2}\end{aligned}\tag{1}$$

ただし、

$$\bar{T} = \frac{0 - (\Delta T_{t-1}) - (\Delta T_{t-1} + \Delta T_{t-2})}{3} = \frac{-2\Delta T_{t-1} - \Delta T_{t-2}}{3} \quad (\Delta T_{t-1} = T_{t-1} - T_{t-2}, \Delta T_{t-2} = T_{t-2} - T_{t-3})$$

ここで x_t は時刻 t におけるデータ値を示す。

2.3 共分散正規化スコアの逐次累積による変化点検知

共分散正規化スコアは、時刻 T_t から時刻 T_{t-1} と時刻 T_{t-1} から時刻 T_{t-3} の時間窓（ $\Delta T_{01}, \Delta T_{13}$ ）を設定し、各時間窓における変位速度 $v_{t|t-1}$ と変位速度 $v_{t-1|t-3}$ の差分を取る段階までは2.2章と同様の手順を行う。変位速度 $v_{t-1|t-3}$ は、整理すると式-2のようにまとめられる。

$$v_{t-1|t-3} = \frac{(2\Delta T_{t-1} + \Delta T_{t-2})x_{t-1} + (-\Delta T_{t-1} + \Delta T_{t-2})x_{t-2} + (-2\Delta T_{t-1} - \Delta T_{t-2})x_{t-3}}{2(\Delta T_{t-1}^2 + \Delta T_{t-1}\Delta T_{t-2} + \Delta T_{t-2}^2)}\tag{2}$$

続いて、誤差はエポック間で無相関という仮定の下、変位速度の変化に対する分散共分散行列 $\Sigma_g(t)$ を求める。まず、式-1より、以下のような線形結合（式-3）に書き直すことができる。

$$\begin{aligned}\Delta v_t &= v_{t|t-1} - v_{t-1|t-3} \\ &= \begin{pmatrix} \frac{1}{\Delta T_t} - \frac{2\Delta T_{t-1} + \Delta T_{t-2}}{2(\Delta T_{t-1}^2 + \Delta T_{t-1}\Delta T_{t-2} + \Delta T_{t-2}^2)_t} \\ \frac{\Delta T_{t-1} - \Delta T_{t-2}}{2(\Delta T_{t-1}^2 + \Delta T_{t-1}\Delta T_{t-2} + \Delta T_{t-2}^2)_t} \\ \frac{\Delta T_{t-1} + 2\Delta T_{t-2}}{2(\Delta T_{t-1}^2 + \Delta T_{t-1}\Delta T_{t-2} + \Delta T_{t-2}^2)_t} \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} x_t \\ x_{t-1} \\ x_{t-2} \\ x_{t-3} \end{pmatrix}\end{aligned}\tag{3}$$

ここで、式-3を式-4のように置き換える。

$$\Delta v_t = a_t x_t + b_t x_{t-1} + c_t x_{t-2} + d_t x_{t-3}\tag{4}$$

同様に、観測の誤差も同様に伝搬するという仮定の下、各時点のデータ分散共分散行列 Σ_d とすると、有限差分の分散共分散行列 $\Sigma_g(t)$ は、式-5のようにまとめることができる。

$$\Sigma_g(t) = a_t^2 \Sigma_{d,t} + b_t^2 \Sigma_{d,t-1} + c_t^2 \Sigma_{d,t-2} + d_t^2 \Sigma_{d,t-3} \quad (5)$$

続いて、以下に従って共分散正規化スコアの 2 乗値 z_t^2 を求める．

$$\begin{aligned} \omega &\propto \Sigma^{-1} \delta \\ \text{Var}(g_t) &= \omega^T \Sigma_g(t) \omega \\ g_t &= \omega^T \Delta v_t \\ z_t^2 &= \frac{g_t^2}{\text{Var}(g_t)} \end{aligned} \quad (6)$$

ここで、 ω はデータ重み、 δ はテンプレートを示す．テンプレートは小領域における異方性などの先験情報を与えることができるが、本研究では簡単のための小領域内のデータを一様に扱うこととする．最終的に得られる共分散正規化スコアの 2 乗値 z_t^2 に基づいて変化点検知を行う．

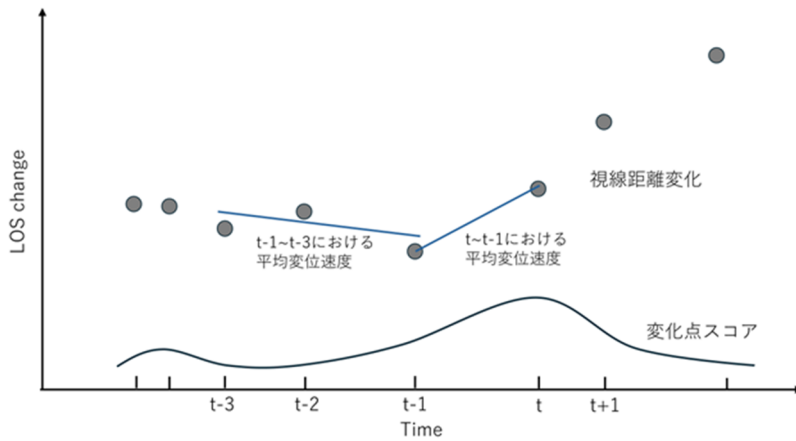


図-1 本研究における変化点検知の概念図．

3. 実データへの適用

視線距離変化及び異常度スコアの平均速度の有限差分から求めた変化点検知の結果を図-2 に示す．図-2 より、過去の一定期間における平均速度からの変化を示す時点に大きなスコアを示す視線距離変化速度の差分の時系列（図-2 左下）が、直感的に変化点検知として有効に機能しているように見える．特に 2018 年 9 月頃に見られる視線距離短縮の立ち上がりや 2019 年 10 月頃の視線距離変化が短縮から伸長に転じた時点に相対的に大きなスコアが認められる．一方、変位量そのものは大きくとも、1 期前と同様の変位速度で推移した 2019 年 5 月においては、スコアは相対的に小さい値を示した．一方、異常度スコアの時系列から求めた変化速度の有限差分（図-2 上段中・右）は、視線距離変化の時間推移とは異なる挙動を示した．共分散を考慮した場合でも、時間方向にばらつきが大きく、2017 年から 2019 年前半にかけて変化点スコアが相対的に高い値で推移する様子が見て取れる．これらは過去の変位速度からの変化を捉える変化点検知の観点では適切な手法とは言えず、視線距離変化速度の有限差分の時間推移の方が直感的にも正しいように見える．ただし、いずれにしても変位速度の有限差分を取ったに過ぎず、今後の統計学に基づく評価に用いることは困難である．

共分散標準化スコアの 2 乗値 z_t^2 の時系列を図-3 に示す． z_t^2 の時系列は図-2 の視線距離変化速度の有限差分の時系列と類似の時間推移を示しているように見える．共分散標準化スコアは二つの時間窓に

おける変位速度の有限差分を標準化しているため、非変動域における標準化スコア z_t は正規分布に従うと仮定できる。その2乗値 z_t^2 はカイ2乗の累積分布に従うと仮定することができ、カイ2乗の累積分布からの逸脱度を定量化することにより、統計学に基づく評価をすることができる。

今回の解析では、2次元の時系列データに対して、任意の小領域内における時間変化にのみ焦点を当てて、分散共分散行列の逆行列を求める際の安定性や計算資源の効率化を考慮した。異常検知においては正常と異常の判定を統計的に評価することができるが、自由度の値によって閾値は変わり得るため、上記の操作をした場合の自由度の与え方については、慎重に議論する必要がある、次年度も継続して検討を行う。

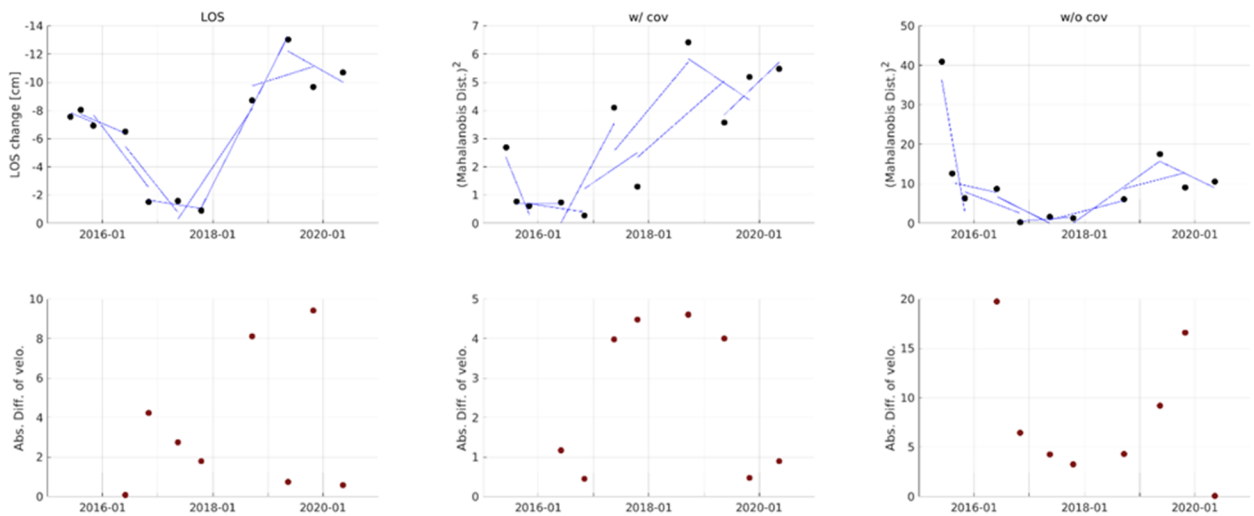


図-2 時系列データと変化速度の有限差分の時系列。左列から視線距離変化、共分散を考慮した異常度スコア、共分散を考慮しない異常度スコアの時系列を示す。上段は時系列データ、下段は有限差分を示す。青線は時刻 $t-2 \sim t$ ($t=3,4,\dots$)におけるデータの平均速度を示す。視線距離変化の時系列グラフ（左上）の縦軸は、負の値（視線距離短縮）を上向きにとる。

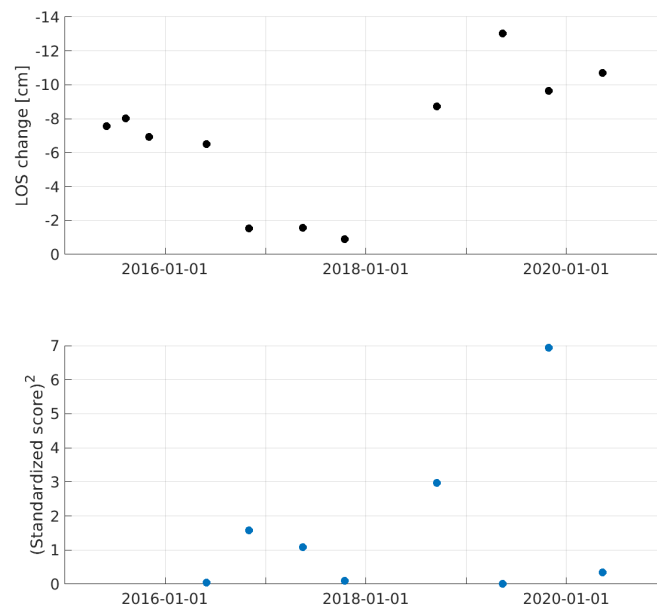


図-3 共分散標準化スコアの時系列．上段は視線距離変化の時系列（図-2 左上と同様），下段は共分散標準化スコアの時系列を示す．視線距離変化の時系列グラフの縦軸は，負の値（視線距離短縮）を上向きにとる．

4. 結論

令和 7 年度は 2 次元時系列データに対する時間方向の異常検知を目的として，長期の時間変化と直近の時間変化の差異が大きい時点に感度を持つ変化点として定量的に評価するための解析手法の検討を行った．時間方向においてもデータ共分散を考慮した標準化を行うことにより，教師データを必要とせずに変化点の候補として抽出することに成功した．データ数の増加や観測対象によるモデル設定の拡張の余地もあることに加えて，データの蓄積による変化点検知の精度向上も期待できる．本解析では小領域に区切って変化点スコアを求めたが，シーン全体にわたって計算することにより変化点スコアの空間分布も求めることができる．研究課題の最終年度に当たる令和 8 年度は，2 次元時系列データに対する空間的・時間的異常検知手法としてのシステム設計の最適化を行う予定である．

5. 謝辞

本研究で使用しただいち 2 号の原初データの所有権は，JAXA にある．これらのデータは，だいち 2 号に関する国土地理院と JAXA の間の協定に基づき提供された．本研究課題は科学研究費助成事業 (24K17132) の助成を受けて実施した．

参考文献

- Albino, F., Biggs, J., Yu, C., & Li, Z. (2020): Automated Methods for Detecting Volcanic Deformation Using Sentinel-1 InSAR Time Series Illustrated by the 2017-2018 Unrest at Agung, Indonesia. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 125(2), e2019JB017908. doi:/10.1029/2019JB017908
- Anantrasirichai, N., Biggs, J., Albino, F., Hill, P., & Bull, D. (2018): Application of Machine Learning to Classification of Volcanic Deformation in Routinely Generated InSAR Data. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 123(8), 6592–6606. doi:10.1029/2018JB015911

Lazecký, M., Spaans, K., González, P. J., Maghsoudi, Y., Morishita, Y., Albino, F., Elliott, J., Greenall, N., Hatton, E., Hooper, A., Juncu, D., McDougall, A., Walters, R. J., Watson, C. S., Weiss, J. R., & Wright, T. J. (2020): LiCSAR: An Automatic InSAR Tool for Measuring and Monitoring Tectonic and Volcanic Activity. *Remote Sensing*, 12(15), 2430. doi:10.3390/rs12152430