

深層学習を用いたコード二重差誤差の推定に関する検討

A Study of Estimating Error of Code Double-Difference using Deep Learning

加藤大貴 目黒淳一
Hirotaka Kato Junichi Meguro

名城大学
Meijo University

1. はじめに

近年, GNSS(Global Navigation satellite system)による測位技術が発展している. 測位誤差を低減するために広く用いられる技術のひとつとして, 二重差を用いた相対測位がある. 二重差は, その計算過程で受信機のクロックバイアスをはじめとした多くの誤差要因を除去することができるが, マルチパス誤差や, 基線長が長い場合の電離層誤差等, 二重差によって取り払うことのできない誤差要因も存在している.

そこで本研究では, 実際に観測されたコード二重差と, 真距離から算出した二重差の真値との差を二重差誤差と定義し, 深層学習によりこの二重差誤差を推定する手法を提案する. これにより二重差に残存する誤差の低減, ひいては相対測位性能の向上につながることを期待できる.

衛星信号に対して機械学習的なアプローチを試みた従来研究は, その多くがマルチパス誤差の低減を目的として, 衛星の可視/不可視を推定している. しかし, これらの研究は, 付与された可視/不可視の真値ラベルが不正確であったり, ラベルを付与するために3次元地図データや特殊なデバイスが必要なことから, 観測データの収集量や収集地域の多様性に制約があるなどの問題点があった.

本研究では, 二重差誤差の値を実数として直接推定することでラベルの不正確性の問題を回避し, 国土地理院が提供している日本全国の電子基準点の観測データを利用することでデータ量の制約を解決する.

2. 提案手法

本研究では, 目的変数を二重差誤差の値, 説明変数を観測データから算出した13次元の特徴量として, FT-Transformer[1]を参考にした深層学習モデルを学習する.

二重差誤差と特徴量の組(以下, これをサンプルと呼ぶ)は, ある時刻のある電子基準点の観測に対し, 最寄りの電子基準点を基準局とみなして算出する. 二重差の計算に用いる観測量はL1波のC/Aコード擬似距離(C1C)である. 用いる特徴量は, 移動局, 基準局それぞれの観測の正規化擬似距離, ドップラ, 信号強度, 擬似距離変動量, 電離層フリー線形結合に基づく特徴量の10次元に, 大まかな基線長の値, 衛星仰角, 衛星のシステム種別を加えた計13次元である. ここで, 衛星のシステム種別以外は量的変数である. 擬似距離変動量は, L1コード擬似距離について, 前時刻の観測から外挿して求めた値と現時刻の観測の値とのずれを計算したものである. これは突発的に発生したマルチパス誤差などを捉える狙いがある. 電離層フリー線形結合に基づく特徴量は, L1コード擬似距離と, 電離層フリー線形結合の差分である. これはL1コード擬似距離に乗っている電離層遅延を捉える狙いがある.

3. 評価実験

特徴量および二重差誤差の値の算出には, 国土地理院が公開している電子基準点の観測データ, 電子基準点の日々の座標値, CODE(Center for Orbit Determination in Europe)が発行した精密歴を用いた. 使用するシステムはGPS, GLONASS, Galileo, QZSSとした.

実験に使用するデータセットとして, 2021年の1年分のデータを用いた. サンプル間隔は5分とした. 日本全国に約1,300か所ある電子基準点のうち, 愛知県内に所在する電子基準点の観測を使用しているサンプルをテストセット, それ以外のサンプルを学習セットとした. サンプル数は, 学習セットが約20億, テストセットが約4,700万となった.

深層学習モデルの実装にはKerasを用いた. バッチサイズは5万とし, 10エポック学習した.

提案手法による推定結果について, 二重差誤差の真値と二重差誤差の推定値の差のRMSEで評価したところ, 0.569[m]となった. 二重差誤差の真値のRMSEは0.721[m]であり, 20%程度誤差を低減できたといえる. 横軸を二重差誤差の真値, 縦軸を二重差誤差の推定値として推定結果をプロットしたものを図1に示す.

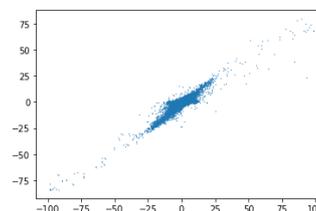


図1 推定結果のプロット

4. まとめ

本研究では, 深層学習モデルによりコード二重差誤差を推定する手法を提案した. この推定結果を用いて二重差誤差を補正することで, 相対測位性能が向上するか否かを検証すること, および移動体測位に本手法を適用し, 有効性を検証することが今後の課題である.

謝辞 本研究の一部は内閣府の「戦略的イノベーション創造プログラム(SIP)第2期/自動運転(システムとサービスの拡張)/自動運転技術(レベル3, 4)に必要な認識技術等に関する研究」において, 国立研究開発法人新エネルギー・産業開発総合開発機能(NEDO)より委託を受けて実施した. また, 本研究は千葉工業大学 鈴木太郎先生に助言を頂いた.

参考文献

[1] Y. Gorishniy et al., "Revisiting Deep Learning Models for Tabular Data", NeurIPS2021