

NOAA衛星による気球追尾アンテナ指向誤差の較正

山谷昌大, 齋藤芳隆, 福家英之
宇宙航空研究開発機構 宇宙科学研究所

Pointing error correction of balloon tracking antenna by the NOAA satellites

Masahiro Yamatani, Yoshitaka Saito, Hideyuki Fuke

Institute of Space and Astronautical Science, Japan Aerospace Exploration Agency

1 導入: 受信アンテナの指向誤差

大樹航空宇宙実験場の地上系受信アンテナは主系, 副系, 第三局の3台からなり, 主に気球のテレメトリ受信, 気球位置の計測の役割を担っている。特に、測距から得た距離情報と、電界追尾によって得たアンテナ指向方向から得られる気球の位置情報は、テレメトリの受信復調を必要としないため、気球ゴンドラ搭載GPSを用いた測位のバックアップ手段として重要である。GPS測位との比較をすることで、例えば主系アンテナは方位角方向に 0.4° 程度の系統誤差を持つことが分かっている [1]。これは直線距離 100 km の遠方に対しては 1 km 程度のずれとなり、GPSと比較して1桁~2桁程度測位精度が劣っていることになる。このようなアンテナ指向誤差は現行の気球実験運用上問題にはならないが、長期的なアンテナ特性変化の把握, 将来の気球実験に向けたより高精度なアンテナ指向精度達成という観点では、指向誤差傾向の把握及びその較正手法を開発することが望ましい。本講演では、人工衛星を用いた指向誤差データの収集システム及び指向誤差較正手法の開発について報告する。

2 NOAA衛星を利用した指向誤差データ収集システム

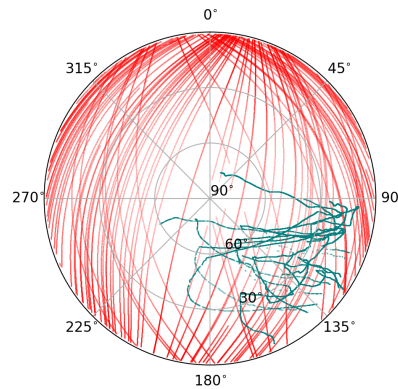


図 1: 気球データ (紺) と衛星データ (赤) の受信アンテナから見た指向方位分布の比較。 0° が北, 90° が東 (日本海側) に相当する。人工衛星追尾システムの構築により、指向方向の偏りが小さく、短時間で効率的なデータ取得が可能になった。

大樹航空宇宙実験場で行われる気球の飛行実験は年 4 回程度であり、これら実験において、GPSによる位置座標から推測される方位とアンテナの指向方向との比較実験から得られる指向誤差データのみでは統計的に不十分である。また飛行方向も南東に制限されるため全方位の指向誤差データをすることも難しい。そこで指向誤差データの効率的な収集を行うために人工衛星を自動追尾するシステムを開発した。追尾対象は米国海洋大気庁の気象衛星NOAA18, 19号機である。軌道情報 (TLE) からNOAA衛星の予測軌道を計算し、衛星の見え始めに合わせて電界追尾を自動で開始, 停止するシステムの構築を2022年より開始した。図 1は、衛星自動追尾システムで得た主系アンテナの指向方向 (方位角と仰角) データと2017年から2022年に行われた気球飛行実験のGPSから推測した指向方向データの比較である。気球データは指向方向が南東に集中しているのに対し、衛星データは指向方向偏り

の小さいデータを得られていることが分かる. 図 2 に 2021 年と 2022 年の指向誤差傾向の比較を示す. 2021 年で見られた Az 指向誤差の複雑な Az 依存性が 2022 年でも確認できている. このように指向誤差のアンテナ指向方位依存性を比較することで長いタイムスケールでの指向誤差傾向の把握が可能となり, 不良等も含めたアンテナ特性の変化を検証することが可能となった.

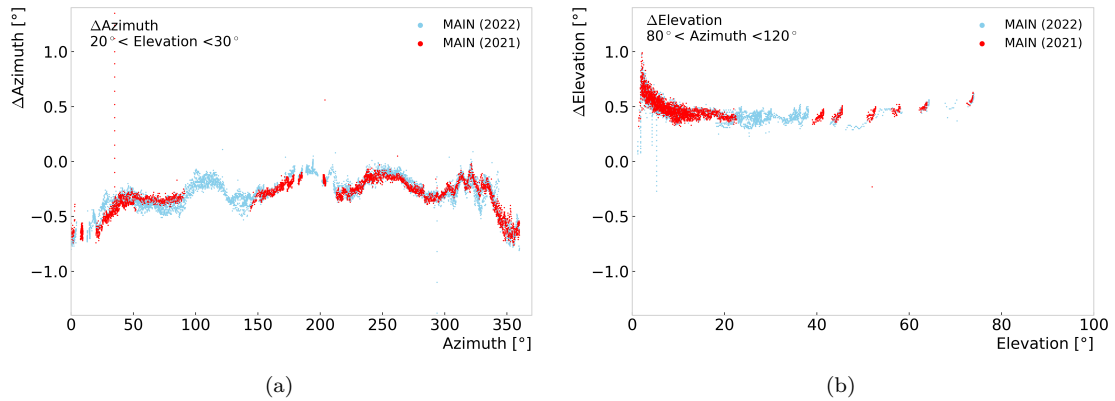


図 2: ある Az, El 領域における主系アンテナ指向誤差の 2021 年データ(赤)と 2022 年データ(水色)の比較. 図 4a: $20^\circ < El < 30^\circ$ における ΔAz の Az 依存性. 図 4b: $80^\circ < Az < 120^\circ$ における ΔEl の El 依存性.

3 指向誤差推定モデルの構築

2 章の解析で得られた指向誤差の存在は, アンテナ測位は GPS 測位と比較して一桁以上精度が悪いことを示している. ここでは指向誤差データを利用した指向誤差推定モデルの構築について述べる. 以下では, Azimuth 角 Az , Elevation 角 El の電波源をアンテナで追尾した時, 真値 (Az, El) と測定値 (Az^{obs}, El^{obs}) の間に指向誤差 $\Delta Az = Az - Az^{obs}$ と $\Delta El = El - El^{obs}$ があるとする. 指向誤差が下に示すアンテナの機差で生じているとする (図 3).

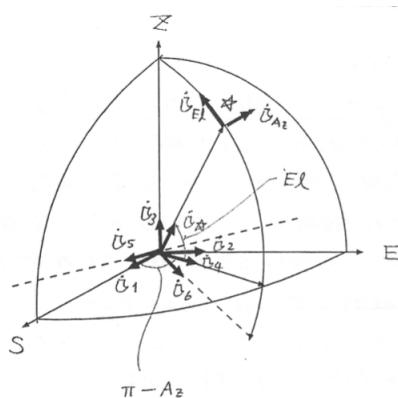


図 3: 指向誤差を生み出す各機差の回転軸 ($\mathbf{i}_1 \dots \mathbf{i}_6$).

1. EW 軸に対する Azimuth 軸の傾き: \mathbf{i}_1 軸のまわりに $\Delta \theta_1$
2. NS 軸に対する Azimuth 軸の傾き: \mathbf{i}_2 軸のまわりに $\Delta \theta_2$
3. Azimuth エンコーダの原点ずれ: \mathbf{i}_3 軸のまわりに $\Delta \theta_3$

4. Elevation 軸の傾き: \mathbf{i}_4 軸のまわりに $\Delta\theta_4$
5. Elevation 方向光軸傾き又は Elevation エンコーダの原点ずれ: \mathbf{i}_5 軸のまわりに $\Delta\theta_5$
6. Azimuth 方向の光軸傾き: \mathbf{i}_6 軸のまわりに $\Delta\theta_6$
7. 重力によるパラボラ面の弾性変形の $\cos El$ に比例する成分: D_1
8. 重力によるパラボラ面の弾性変形の $\sin El$ に比例する成分: D_2

指向誤差及び機差パラメータが微量であるとするとき、指向誤差は以下のモデル関数で表される。

$$\Delta Az_{\text{fit}}(Az, El) = -\Delta\theta_1 \cos Az \tan El + \Delta\theta_2 \sin Az \tan El - \Delta\theta_3 + \Delta\theta_4 \tan El + \Delta\theta_6 \sec El, \quad (1)$$

$$\Delta El_{\text{fit}}(Az, El) = \Delta\theta_1 \sin Az + \Delta\theta_2 \cos Az + \Delta\theta_5 + \Delta D_1 \cos El + \Delta D_2 \sin El. \quad (2)$$

測定した $(\Delta Az, \Delta El)$ に、 $\Delta Az_{\text{fit}}(Az, El)$ と $\Delta El_{\text{fit}}(Az, El)$ を最小二乗法でフィッティングすることで、機差パラメータとそれに対応するモデル関数が得られる。式 (1), (2) は機差パラメータに関する線型方程式なので、正規方程式を解くことで一意にパラメータを求めることができる [2]。図 4 に、機差パラメータモデルによる衛星データのフィット結果の一部を示す。機差パラメータモデルは ΔEl は上手くフィットできているが、 ΔAz の Az 依存する振動成分をフィットできておらず、気球方位によっては指向誤差推定が行えないことを示している。

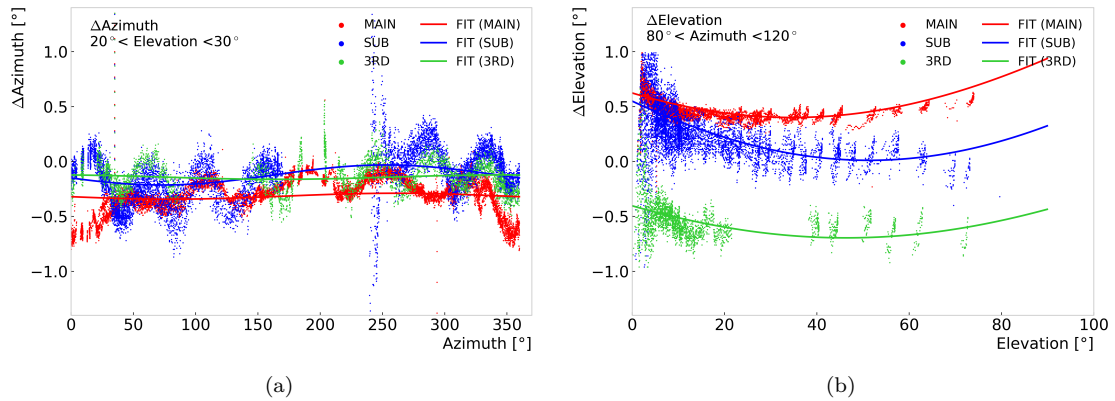


図 4: ある Az, El 領域における主系 (赤), 副系 (青), 第三局 (緑) アンテナ指向誤差の機差パラメータモデルによるフィット結果。

そこで、機差パラメータモデルの代替手法として RBF (Radial Basis Function) 補間とニューラルネットワークによる指向誤差推定を検討した。指向方向 \mathbf{x} と指向誤差 \mathbf{y} についての散布データが得られた時、RBF による補間は

$$\mathbf{y} = \sum_i^N w_i \phi(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|). \quad (3)$$

で表せられる。ここで、 $\phi(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|) = -\sqrt{1 + (\mathbf{x} - \mathbf{x}_i)^2}$ は $\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|$ のみに依存する距離関数であり、 w_i は各々の距離関数にかかる重みである。各重みは、散布データの一点一点の値が式 (3) で表せることを要求して連立方程式を解くことで求めることができる。指向方向 (Az, El) に対して指向誤差 $\Delta Az, \Delta El$ の2つを推定する必要があるため上記過程を各指向誤差について行う必要がある。RBF 補間による指向誤差フィットは実データの重み付き和から指向誤差推定を行う手法であり、機差パラメータのようなアンテナ特性に直接関係するようなパラメータは得られない。

次にニューラルネットワークによる指向誤差フィットについて述べる。ニューラルネットワークモデルは指向方向 (Az, El) を入力変数とし、入力層、隠れ層、出力層の順に活性化関数を通して出力を次層に伝える。出力層の値と真値 (ここでは実データから得られた指向誤差) の差を小さくするように各ノードの重みを調整することで、最適な指向誤差推定モデルを構築する。指向誤差のフィットには全結合型の単純なニューラルネットワークを用いた。

図 5は上記手法で指向誤差をフィットした結果の比較の一部である。RBF 補間及びニューラルネットワークは機差パラメータモデルでフィットできなかった振動成分をフィットできており、より高精度な指向誤差推定の可能性を示している。しかし、RBF 補間やニューラルネットワークはモデルを構成するパラメータが大量に存在するため、モデルパラメータの比較によるアンテナの指向誤差傾向の経年変化の議論は難しい。また精密なモデルを構築するには指向方位に偏りのない大量のデータが必要となる。機差パラメータモデルはパラメータが高々 8 つ程度しかないのので上記の議論は比較的容易になるが、そのフィット精度に課題が残る状況となっている。

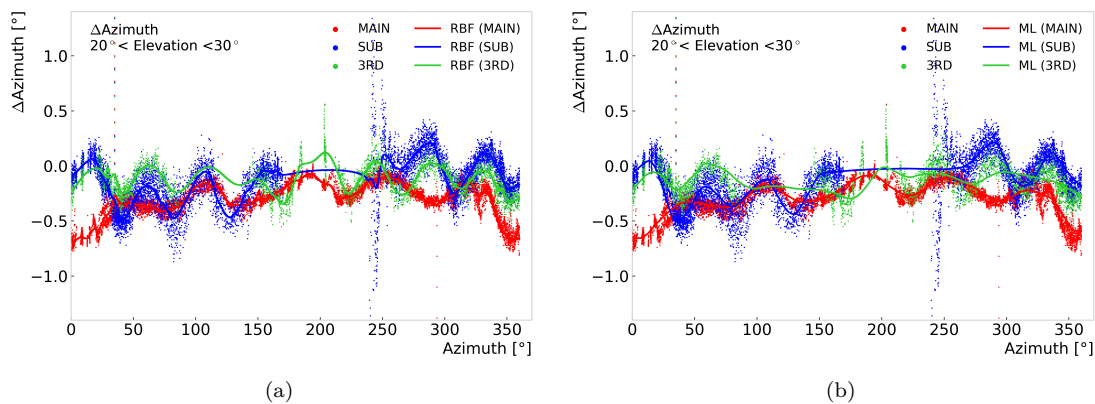


図 5: ある Az, El 領域における Az 指向誤差のフィット結果の比較 (図 5a: RBF 補間, 図 5b: ニューラルネットワーク)

4 まとめ

受信アンテナの指向誤差を把握・較正するためにNOAA衛星を自動追尾してアンテナ指向誤差データを収集するシステムを構築した。得られた指向誤差データをフィットするモデルを幾つか試し、新たに導入した RBF 補間とニューラルネットワークは機差パラメータモデルではフィットできない指向誤差傾向もフィットできることを確かめた。今後も引き続きデータを蓄積することで、系統的な指向誤差変化確認手法及び気球飛行時の指向誤差補正手法の開発を続ける予定である。

参考文献

- [1] 小財正義 他, 気球追尾アンテナ指向誤差の較正, 平成29年 大気球シンポジウム.
- [2] 笹尾ノート, ポインティング測定.