

# NLOS 衛星の判別を用いた GNSS 測位精度の向上

## NLOS Satellite Detection Methods for Improving GNSS Positioning Accuracy

森本 大地<sup>†</sup>, 久保 幸弘<sup>†</sup>, 小矢 美晴<sup>‡</sup>

<sup>†</sup> 立命館大学 理工学研究科

<sup>‡</sup> 神戸市立工業高等専門学校

Daichi Morimoto<sup>†</sup>, Yukihiro Kubo<sup>†</sup>, and Yoshiharu Koya<sup>‡</sup>

<sup>†</sup> Department of Electrical and Electronic Engineering, Ritsumeikan University

<sup>‡</sup> Kobe City College of Technology

**Abstract** 建造物等によりマルチパスが発生しやすい環境下においては、マルチパスの発生している衛星を特定し、測位演算から除外したり、適切な重み付けを行うことが測位精度を維持するための重要な鍵となる。著者らの研究グループでは、魚眼カメラ画像から空領域と建物領域を判別し、NLOS 衛星を特定する手法を提案してきたが、本研究では、衛星から受信した Raw data における NLOS 判定が可能となるように拡張を行い実験を行った。

### 1 はじめに

全球測位衛星システム (Global Navigation Satellite System; GNSS) は高精度な測位が可能で世界中で広く利用されている。GNSS は私達の生活の中でいろいろな技術に姿を変えて役立っている。その中で代表として挙げられるのが Global Positioning System (GPS) である。GPS は米国が運用する衛星測位システムで、現在ではカーナビゲーション、携帯電話など幅広く利用されている。他にも GPS 以外の衛星航法システムとしては、ロシア共和国の Global Navigation Satellite System (GLONASS)、欧州連合では Galileo と呼ばれる測位システムの開発、実用化が進められている。日本では Quazi-Zenith Satellite System: 準天頂衛星測位システム (QZSS) と呼ばれる GPS 補完システムの運用が開始しており、衛星を用いた測位システムは今後も広く活用されていくと考えられる。

しかしながら、全地球測位システム GNSS は高精度な測位が可能であり広く用いられているが、都市部や山間部等の電波の届きにくい場所では精度が落ちるという問題が発生している。GNSS 信号はガラス、金属、濡れた表面に対して反射しやすく、都市部においては衛星から直接受信した信号に加え、建物、壁、地面等で反射した信号も受信することがある。この信号をマルチパス信号と言う [1]。特に障害物に阻まれて直接信号が受信できない信号を発信している衛星のことを Non-Line of Sight 衛星 (NLOS 衛星) という。この NLOS 衛星から受信するマルチパス信号は多くのマルチパス緩和補正で補正されないため [2] 都市部や山間部などにおける測位精度を著しく低下させる要因となっている。従来手法では [3]、画像における深層学習を用いて、都市部での NLOS 衛星の検出を行った。

従来手法では、NLOS 衛星の推定には魚眼カメラを用いる。魚眼カメラのレンズの光軸を天頂方向に合わせて撮影した画像に衛星配置をプロットすることで、障害物領域上にプロットされた衛星を NLOS 衛星と推定する手法である。魚眼カメラで撮影した画像の空領域と障害物領域の判別には、深層学習を用いた Semantic Segmentation の手法の 1 つである Fully Convolution Networks (FCN) を用いる。しかし、機械学習の学習における時間が非常にかかる。また、視覚的に NLOS 衛星の検出を行うため、data を直接確認せずに判断するため、NLOS 衛星の誤差要因がわかりにくい問題がある。本研究では、これらの問題点を解決するため、Raw data を用いた NLOS 衛星の特定手法を提案する。

## 2 NLOS 衛星判別と測位計算での処理

### 2.1 先行研究における問題点

従来手法 [3] では、魚眼カメラを用いて NLOS 衛星の特定を行った。魚眼カメラで撮影した空画像の空領域と障害物を機械学習における画像処理を用いて分割し、領域分割後の画像上に衛星配置をプロットする。図 1 に衛星配置と、衛星配置の座標を画像にプロットしたイメージを示す。

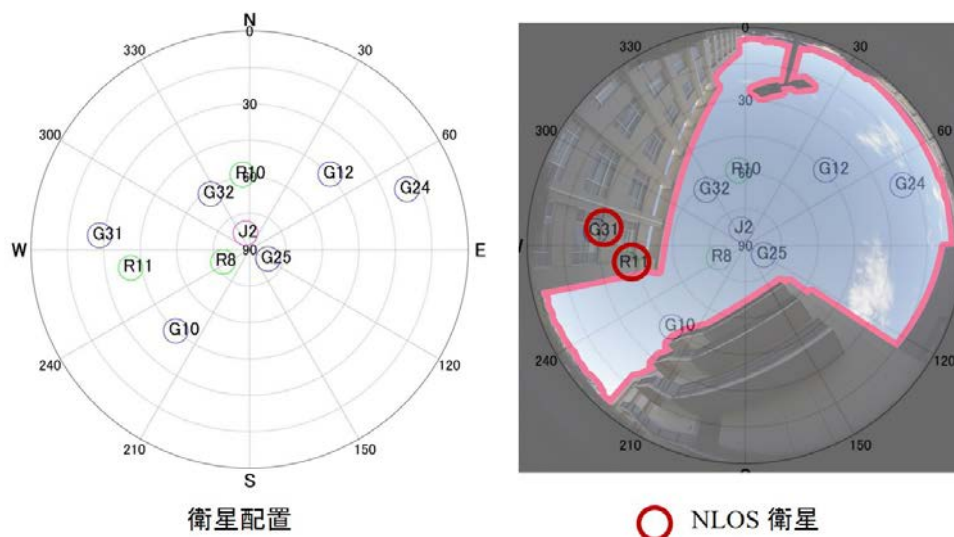


図 1 NLOS 衛星判別

ここでの G は米国の GPS, R はロシアの GLONASS, J は日本の準天頂衛星システムであるみちびきである。赤い丸で囲われた障害物領域上にある衛星を NLOS 衛星と判別する。この手法では、視覚的に NLOS 衛星を特定でき、精度は高いが、実際の Raw data を見ていないため、誤差要因がわからないという問題点がある。また、画像処理における機械学習は、時間がかかるという問題点もある。先行研究では、機械学習が完了するまでに約 2 日の時間を要した。これらの問題点を解決するため、実際に Raw data を確認し、そこから NLOS 衛星特定することを提案する。ここで Raw data を用いた NLOS 特定手法としてロジスティック回帰分析を採用する。

### 2.2 ロジスティック回帰分析

ロジスティック回帰分析は、説明変数から 2 値の結果（目的変数）が起こる確率を説明・予測できる手法である。説明変数を  $x_i$  , 回帰係数を  $\beta_i$  ,  $i = 1 \dots n$  , 目的変数を  $y$  とするとロジスティック回帰式は以下で示すことができる。

$$y = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 \dots \beta_n x_n + b)}} \quad (1)$$

ロジスティック回帰分析は、事象が起こるかを直接予測するのではなく、その事象が起こる確率を予測する。したがって、目的変数  $y$  の値は 0 と 1 の間の値をとる。分析結果において、目的変数  $y$  の値が 0.5 以上ならばその事象が起きると予測し、0.5 以下なら、その事象は起きないと予測する分析方法である [4]。回帰係数  $\beta$  は最尤推定法で求めることが可能で、回帰係数の大きさが目的変数  $y$  への影響度の大きさを表している。

## 2.3 NLOS 衛星特定後の処理

建物が多い都市部においては、観測した衛星の多くが NLOS 衛星である場合が存在し、そのような条件下において NLOS 衛星を除くことによって、測位計算に最低限必要な衛星数を確保できずに測位ができなくなってしまう問題が発生することがある。そこで本研究では、NLOS 衛星を除外せずに重み付けをすることによって上記の問題点を解決し、都市部での測位精度向上を目指す。以下に、従来手法の仰角の重み付け、提案手法である 3 つの回帰係数  $\beta_i$  から大きかった仰角と信号対雑音比の 2 つを用いて、 $\beta_1$ : 仰角の重み付けと  $\beta_3$ : 信号対雑音比を組み合わせた重み付けの式を提案する。

### 2.3.1 仰角による重み付け

仰角  $\theta$  とは水平面からなす角のことである。一般的に仰角が低い衛星から送信される電波は、誤差の要因である大気圏を通過する距離が長く、さらに地上付近の建物の影響も受けやすくなる。そのため、低仰角の衛星から送信される電波は高仰角の衛星から送信される電波よりも誤差が多くなる。この特性を利用して重み付けを行う。本論文では、重み付けを行う為に擬似距離の受信機内のランダムな雑音  $e_u^2$  を平均 0 で分散を  $\sigma_p^2$  のガウス性白色雑音と仮定する。そこで、仮定した観測量の分散を衛星の仰角  $\theta$  に応じた (2) 式に基づいて重み付けを行う [6]。

$$\tilde{\sigma}_p^2 = \frac{1}{\sin^2 \theta} \sigma_p^2 \quad (2)$$

### 2.3.2 仰角と信号雑音比を組み合わせたものによる重み付け

信号雑音比 (SNR) とは電波の強さと雑音の比のことであり、大抵の GNSS 受信機から衛星毎に取得することができる。NLOS 衛星の  $SNR^{nlos}$  と観測残差の 2 乗値の関係を基に、滋賀県草津市の建物に挟まれた通路に設置して取得した SNR と SNR に対する RMS 値に最小二乗法を用いて次の指数関数に近似する。

$$f^{nlos} = a_1 e^{b_1 SNR^{nlos}}$$

LOS 衛星の場合も同様である。仰角と信号雑音比を組み合わせた重み付けは、以下の式に示す。

$$\tilde{\sigma}_q^2 = \begin{cases} \sigma_p^2 (1 + f^{nlos}(SNR) + \frac{1}{\sin^2 \theta}) & , (SNR = SNR^{nlos}, f^{nlos} = a_1 e^{b_1 SNR^{nlos}}) \\ \sigma_p^2 (1 + f^{los}(SNR) + \frac{1}{\sin^2 \theta}) & , (SNR = SNR^{los}, f^{los} = a_2 e^{b_2 SNR^{los}}) \end{cases}$$

### 3 実験と結果

#### 3.1 実験方法

本実験では、ロジスティック回帰分析の学習と予測を検証する。実際の都市部での運用することを想定して、高い建物の近くにある道路でアンテナを固定して測位実験を行い、Raw data を取得する。受信機は NovAtel 製 FLEX6-TAQ-B0G-TTN を、アンテナは NovAtel 製 GPS-703-GGG を用いて、静止させた状態で 1 秒間隔で 300 epoch のデータの取得を行った。実験条件を表 1 に、実験場所とアンテナの位置で撮影した空画像を図 2 に示す。本実験では測位には最もシンプルな測位法である単独測位、最小二乗推定を用いた。測位より取得した Raw data に対して、NLOS 衛星を 0, LOS 衛星を 1 とし教師データを作成する。教師データを作成するにあたっての NLOS, LOS 衛星の判断は画像を用いて MATLAB にて視覚的に行う。今回、ロジスティック回帰分析で学習するにあたっての説明変数は、 $\beta_1$ : 衛星と受信機における仰角,  $\beta_2$ : 擬似距離残差の二乗,  $\beta_3$ : 信号雑音比 (SNR) とする。今回、学習に用いる data 数は全 Raw data の 8 割とし、残りの 2 割は未学習 data で精度確認用の Raw data とする。ロジスティック回帰分析において学習を行い、最尤推定法より回帰係数の最適化を行うと、 $\beta_1$ (仰角) = 0.049012,  $\beta_2$ (疑似距離残差の 2 乗) = -0.002376,  $\beta_3$ (SNR) = 0.035530 が求められる。

表 1 実験条件

実験日時	2019 年 09 月 28 日
GPS-Time	03:10:00 ~ 03:14:59
実験場所	滋賀県草津市
受信機	FLEX6-TAQ-B0G-TTN (NovAtel)
アンテナ	GPS-703-GGG (NovAtel)
エポック間隔	1 [s]
仰角マスク	10 [deg]
使用衛星	GPS, GALILEO, QZSS
観測量	C/A コード
測位手法	単独測位
推定手法	最小二乗法
回帰モデル	ロジスティック回帰モデル
Raw data 数	全データ数 2884 個
	LOS 衛星 1994 個
	NLOS 衛星 890 個



図2 実験場所と空画像 (アンテナ位置)

### 3.2 測位実験

測位実験では、前節で取得した観測データにおいて、ロジスティック回帰分析を用いて、得られた推論結果を用いて NLOS 衛星を推定し、その情報を基に測位を行う。

以下の手法で、測位結果の比較を行う。

- (i) 従来手法として信号を受信した全ての衛星を用いて測位計算を行う。
- (ii) 検出した NLOS 衛星を測位計算から除外する。
- (iii) NLOS 衛星の観測量の分散を衛星の仰角  $\theta$  に応じた (3) 式に基づいて重みづけを行う。

$$\tilde{\sigma}_p^2 = \frac{1}{\sin^2 \theta} \sigma_p^2 \quad (3)$$

- (iv) 衛星の観測量の分散を衛星の SNR に応じた (4) 式に基づいて重みづけを行う。

$$\tilde{\sigma}_p^2 = \begin{cases} \sigma_p^2(1 + f^{nlos}(SNR)) & , (SNR = SNR^{nlos}, f^{nlos} = a_1 e^{b_1 SNR^{nlos}}) \\ \sigma_p^2(1 + f^{los}(SNR)) & , (SNR = SNR^{los}, f^{los} = a_2 e^{b_2 SNR^{los}}) \end{cases} \quad (4)$$

ここで、 $\sigma_p^2 = 0.09[\text{m}^2]$  と仮定している。

- (v) ロジスティック回帰分析において回帰係数のパラメータの最適化を行った後、回帰係数の大きかった仰角  $\theta$  と SNR に応じた式を組み合わせ重み付けを行う。

$$\tilde{\sigma}_q^2 = \begin{cases} \sigma_p^2(1 + f^{nlos}(SNR) + \frac{1}{\sin^2 \theta}) & , (SNR = SNR^{nlos}, f^{nlos} = a_1 e^{b_1 SNR^{nlos}}) \\ \sigma_p^2(1 + f^{los}(SNR) + \frac{1}{\sin^2 \theta}) & , (SNR = SNR^{los}, f^{los} = a_2 e^{b_2 SNR^{los}}) \end{cases}$$

### 3.3 ロジスティック回帰分析における NLOS 衛星の判別結果

ロジスティック回帰分析を用いて表 1 のデータを元に学習を行い、推論を行う。ロジスティック回帰分析における推論結果と画像における推論結果を比較し NLOS 衛星判別の精度を比較する。本実験では、測位開始時と測位終了時の推論を行い、比較を行う。図 3 は画像における推論を行い、推論画像に衛星配置をプロットしたものである。緑点で示されているものが測位開始時、赤点で示されているものが測位終了時における衛星配置である。また、赤点において、赤丸で囲まれたものが NLOS 衛星と判別された衛星である。

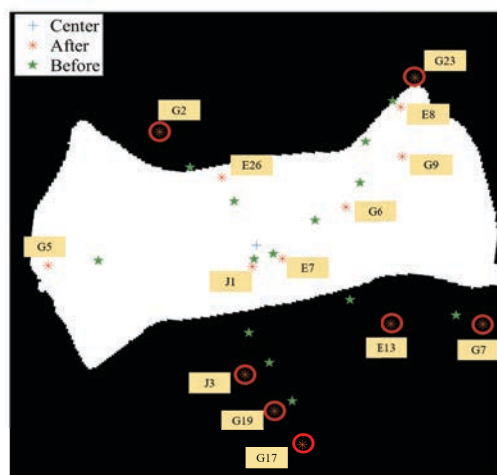


図 3 NLOS 衛星判別画像

図 3 から、G2, G7, G17, G19, G23, E13, J3 は障害物領域上にあることから NLOS 衛星と判別した。

次に、ロジスティック回帰分析における NLOS 衛星の判別を確認する。ロジスティック回帰分析において、表 1 より、学習用 Raw data に基づいて学習を行い、画像において NLOS 衛星と判別された衛星の推論を行う。ここでの推論結果は、0 を NLOS 衛星、1 を LOS 衛星とする。推論を行った結果を、表 2 に示す

表 2 推論結果

satellite	predict	satellite	predict
G2(1epoch)	0	G23	0
(300epoch)	0		0
G7	0	E13	0
	0		0
G17	0	J3	0
	0		0
G19	0		
	0		

表 2 より、ロジスティック回帰分析を用いて、画像において NLOS 衛星と判別された衛星の 1 epoch 目と 300 epoch 目を推論した結果は一致した。しかし、学習に用いた Raw data 内の推論精度は約 76 % で、推論用の未学習 Raw data の推論精度は約 75 % であった。

### 3.4 測位結果

従来手法の全衛星を使用して測位した結果と NLOS 衛星を除外した結果, 重み付けを用いて測位した結果を Google Earth [7] 上にプロットしたものを図 4 に示す.

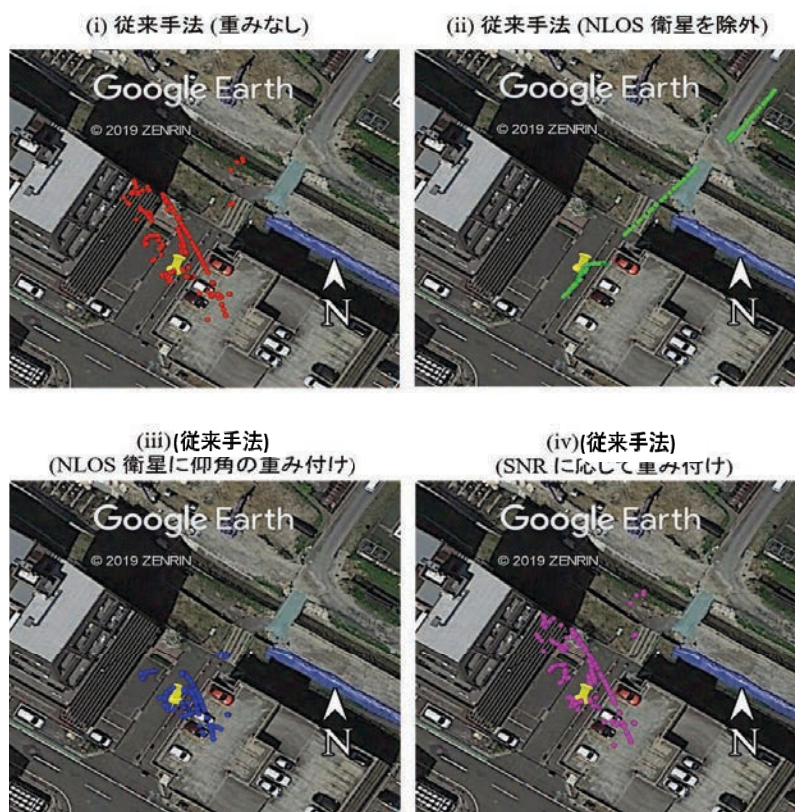


図 4 従来手法: 測位結果

図 4 より, NLOS 衛星を除くことによって全衛星を用いたときの測位誤差が補正されていない箇所があることが視覚的に確認できる. また, 仰角の重み付けを行うことによって測位誤差を補正できていることがわかる. ここで, 提案手法 (iv) より, 重み付けを行い, 測位した結果を図 5 に示す.

(v)提案手法  
仰角とSNRによる)



図 5 提案手法: 測位結果

提案手法の結果より, SNR のみの重み付けより, 提案手法の結果のほうが仰角の重み付けも加わり, 測位誤差を補正できていることがわかる.

次に, エポックごとの ENU (East-North-Up) 誤差に, ENU 全方位における誤差の二乗平方根である RMS (Root Mean Square) の値を表 3 に示す.

表 3 ENU 測位誤差 (RMS)

Method	Direction	RMS[m]	3DRMS[m]
(i) 重みなし	East	4.6120	6.9780
	North	8.7631	
	Up	6.9293	
(ii) NLOS 衛星を除外	East	12.524	18.922
	North	12.919	
	Up	27.393	
(iii) 仰角 $\theta$ による NLOS 衛星への重みづけ	East	4.4619	4.4933
	North	4.4542	
	Up	4.5630	
(iv) SNR による重みづけ	East	4.3909	6.7408
	North	8.5973	
	Up	6.5666	
(v) 仰角 $\theta$ と SNR による重みづけ	East	6.9710	4.8750
	North	4.9102	
	Up	4.7410	

ただし, RMS は以下の式で算出した.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - t_i)^2} \quad (5)$$



ここで、 $N$  はエポック数、 $x_i$  は  $i$  番目のエポックにおける測位結果、 $t_i$  は  $i$  番目のエポックにおける精密単独測位で算出した位置で、誤差計算用の高精度な測位結果である。表 3 より、SNR のみの重み付けと比較すると、提案手法 (iv) による重みづけのほうが測位精度が向上していることが確認できる。

## 4 今後の展望

学習に用いた Raw data 内の推論精度は約 76 % で、推論用の未学習 Raw data の推論精度は約 75 % であった。ロジスティック回帰分析以外の学習方法を検討し、精度の向上を目指す。また、都市部においてほかの重み付けを用いた測位方法を提案、実装することで測位精度の向上を目指す。

## 5 参考文献

### 参考文献

- [1] 杉本末雄, 柴崎亮介 (編): “GPS ハンドブック”, 朝倉書店, 2010.
- [2] Mark Petovello: “GNSS Solutions: Multipath vs. NLOS signals”, *Inside GNSS*, November / December, pp. 40-44, 2013.
- [3] A. Yoshida, Y. Kubo and Y. Koya: NLOS Satellite Detection Using Fish-Eye Camera for Improving GNSS Positioning Accuracy—Further Results, *Proc. of the 51th ISCIE International Symposium on Stochastic Systems Theory and Its Applications (SSS'19)*, pp. 54–59, Aizu, 2020.
- [4] Annette J. Dobson: 一般化線形モデル入門, 共立出版, 東京, 2008.
- [5] A. Wieser, M. Gaggl: “Improved Positioning Accuracy with High Sensitivity GNSS Receivers and SNR Aided Integrity Monitoring of Pseudo-Range Observations”, *Proceedings of ION GNSS 18th International Technical Meeting of the Satellite Division*, Long Beach, CA, pp.1545 -1554, Sep., 2005.
- [6] H. J. Eucler, C. C. Goad: On Optimal Filtering of GPS Dual Frequency Observations without Using Orbit Information, *Journal of Geodesy*, Vol. 73, No. 4, pp.193 - 203, Sep., 1991.
- [7] Google Earth Pro (7.3.2.5491), <https://www.google.co.jp/intl/ja/earth/> (2019.01.24).