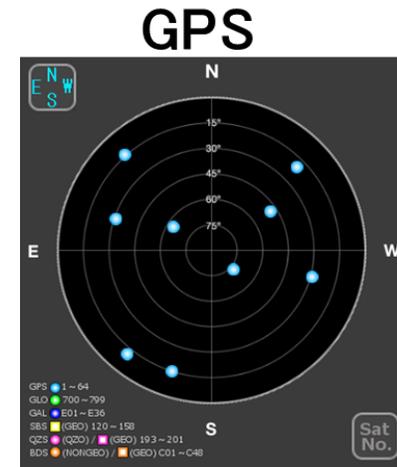
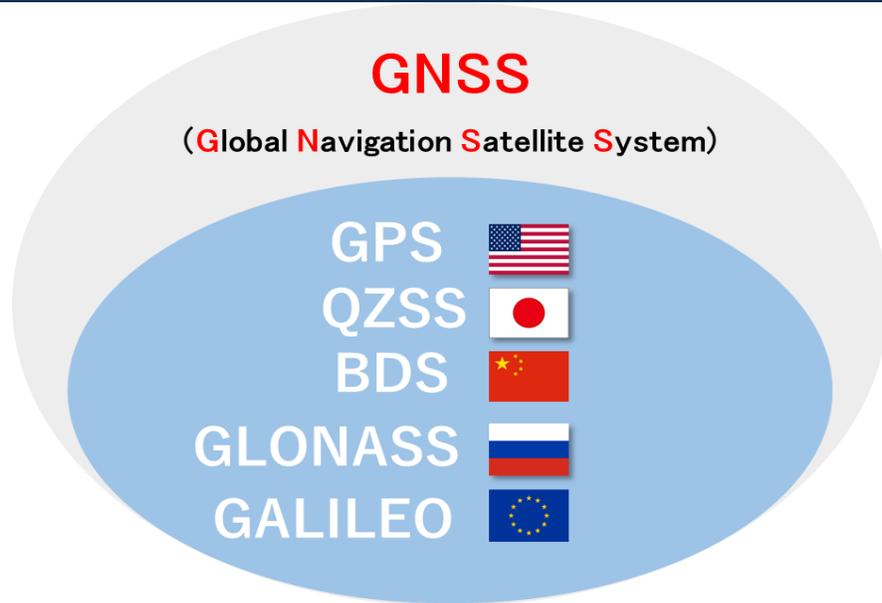




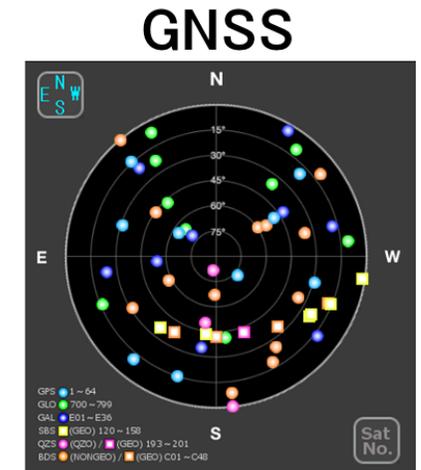
# マルチパス環境下におけるNLOS衛星検出 とロバストな測位手法の研究

尾関 友啓 久保信明

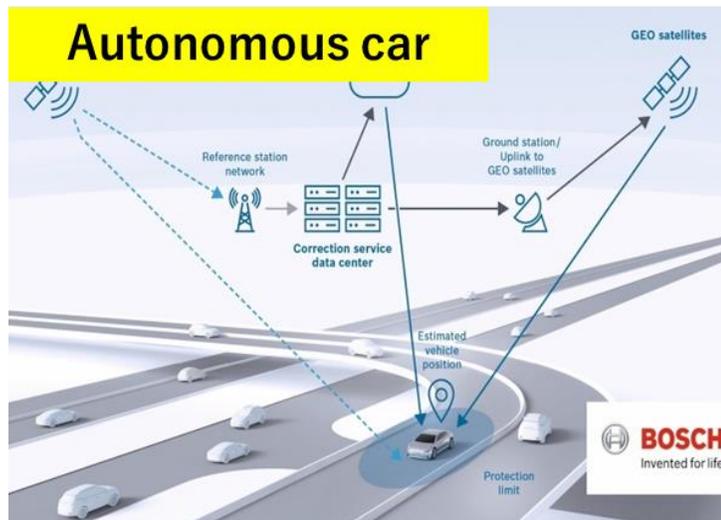
東京海洋大学 情報通信工学研究室



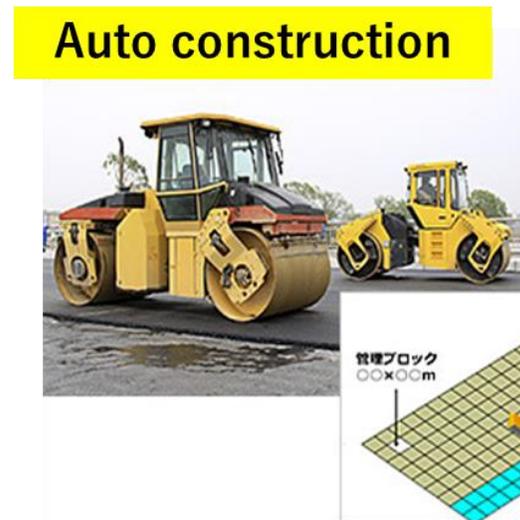
9機



54機



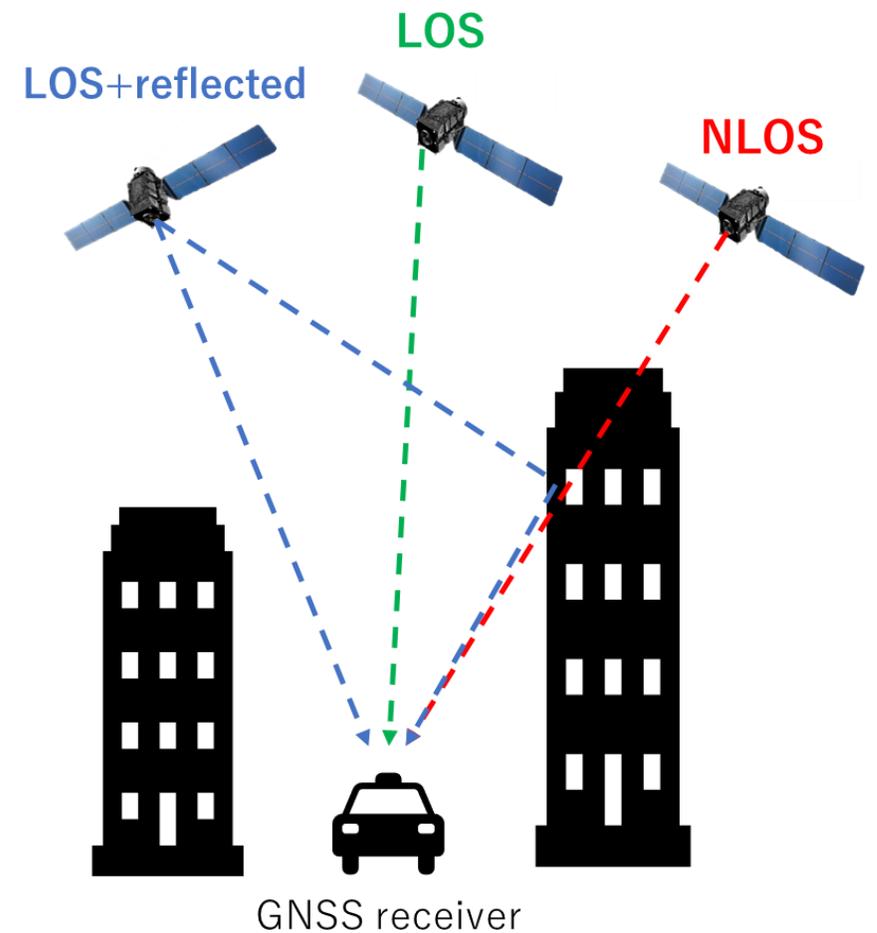
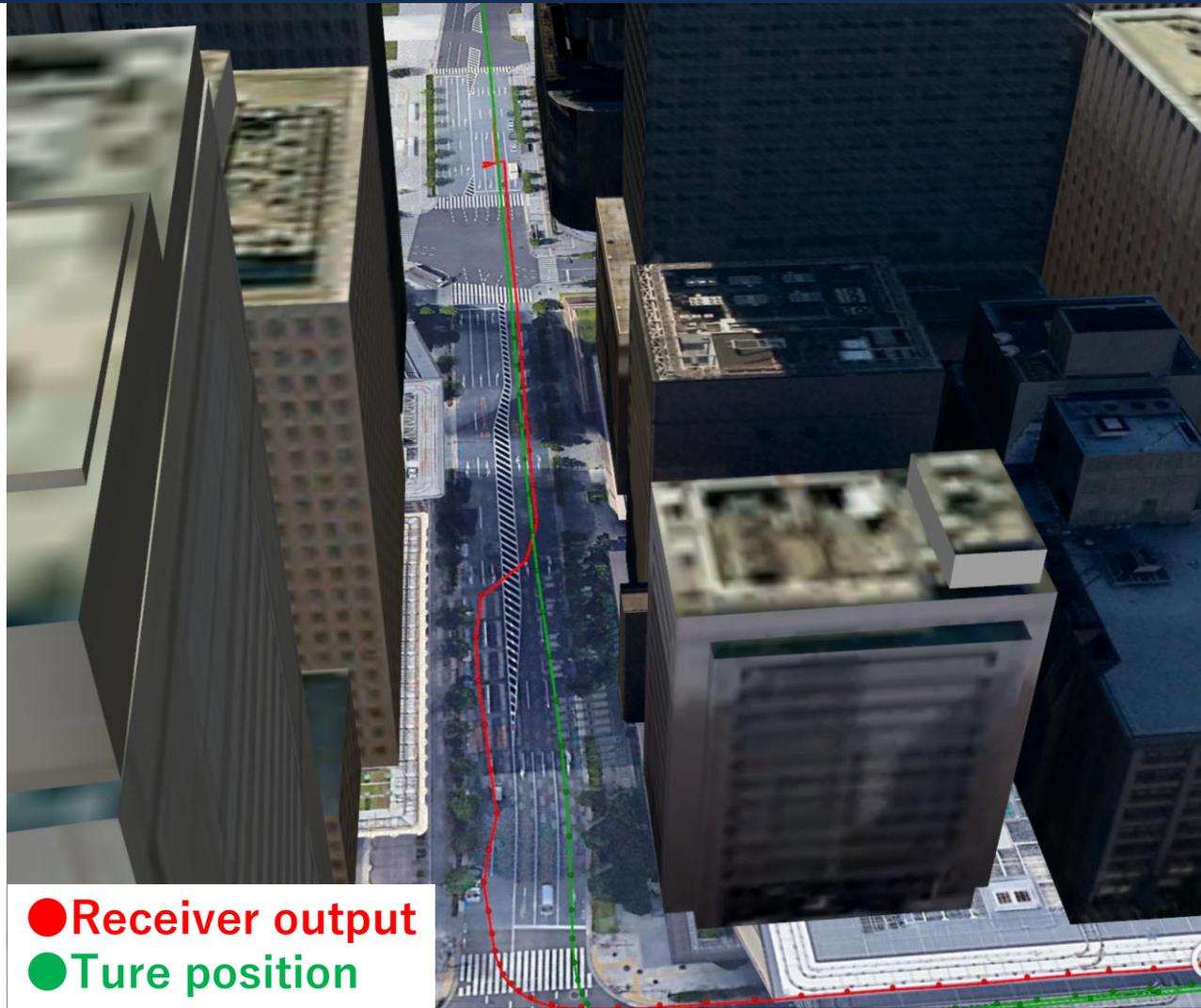
Bosch



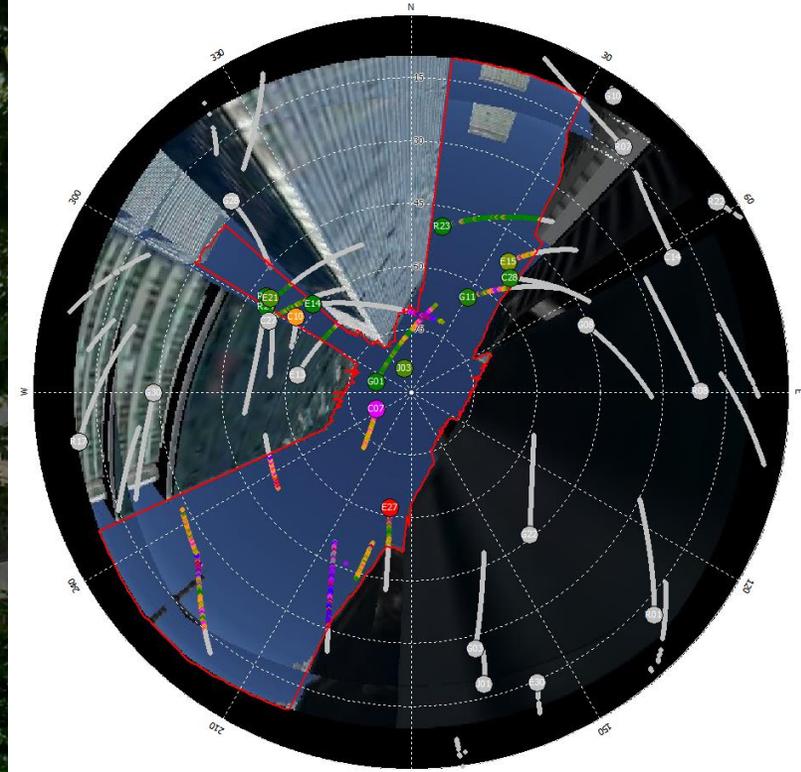
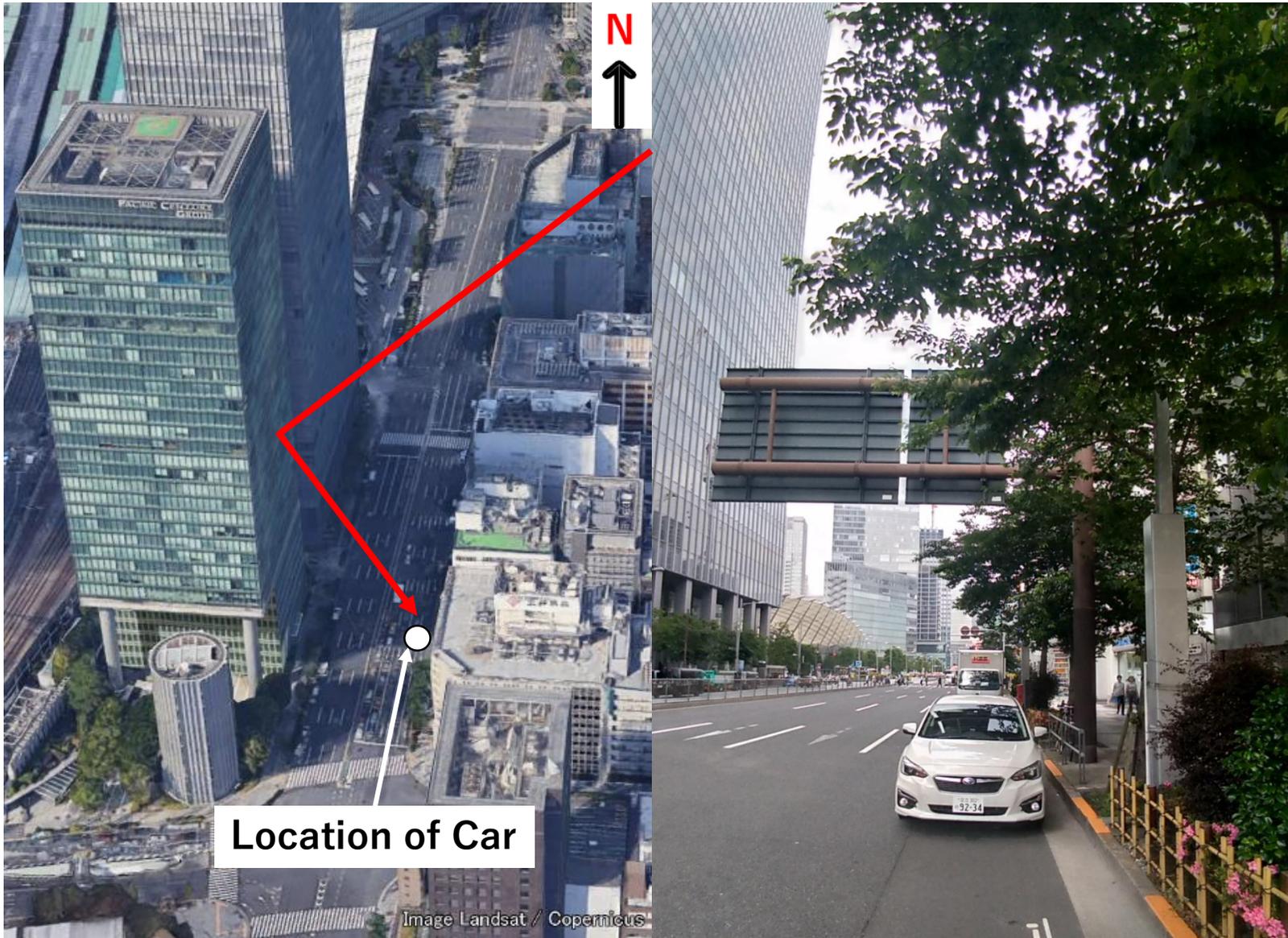
Panasonic



Quantum-Systems

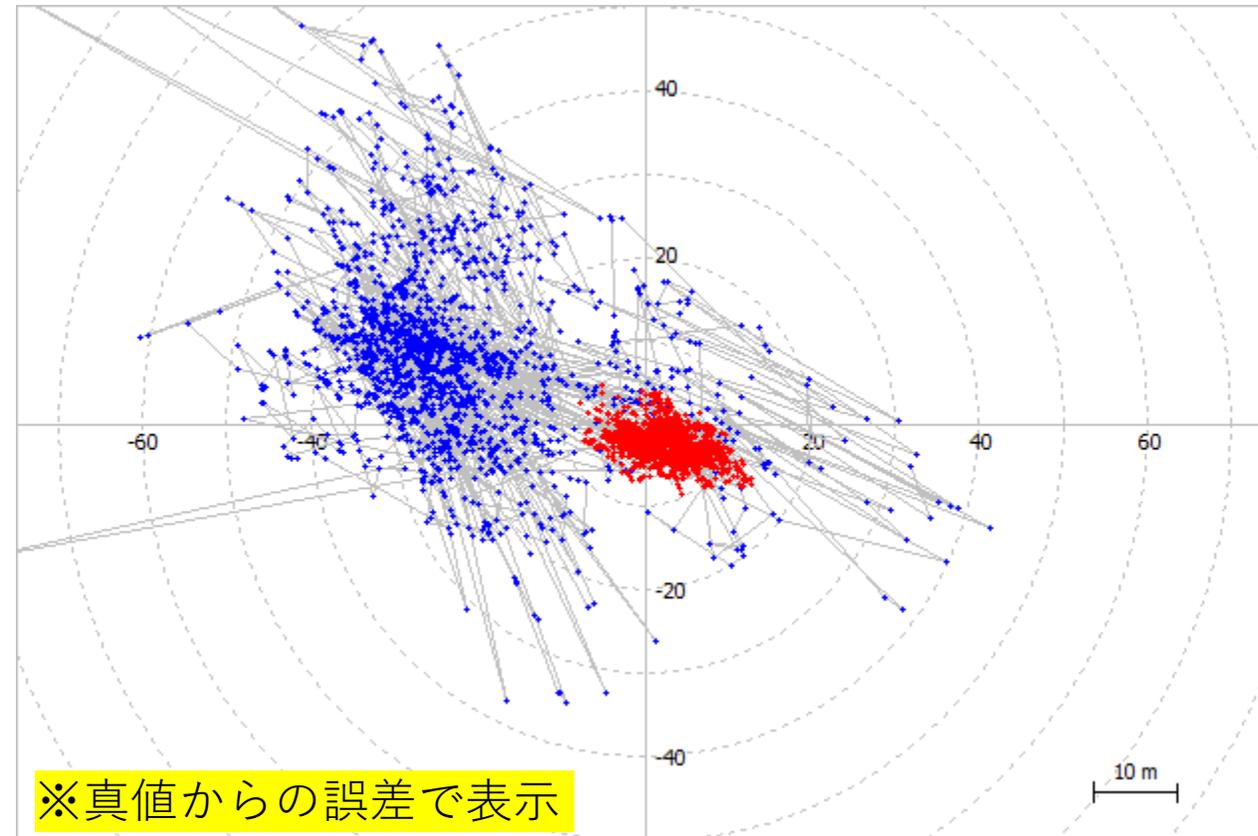


静止している状況では、**NLOS&LOS+reflected**信号が移動体より受信できる

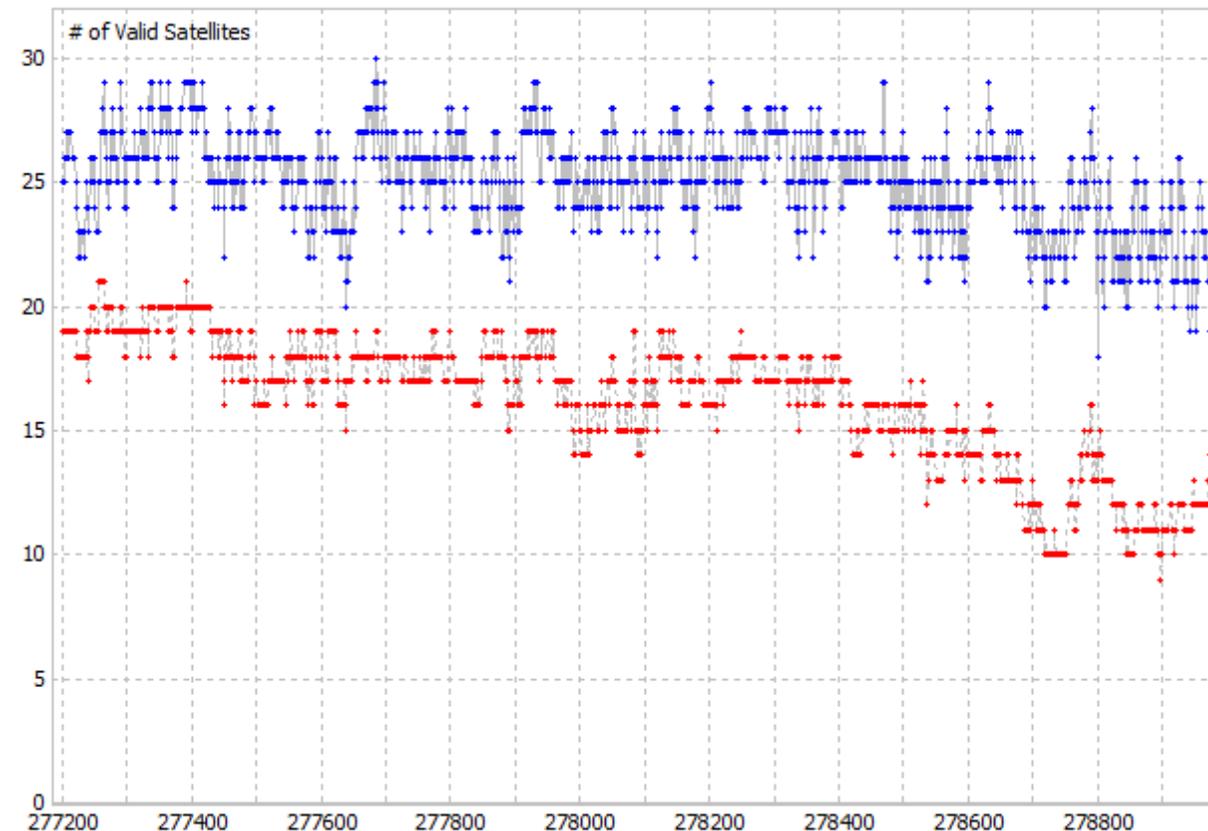


上空視野(Google Earth)

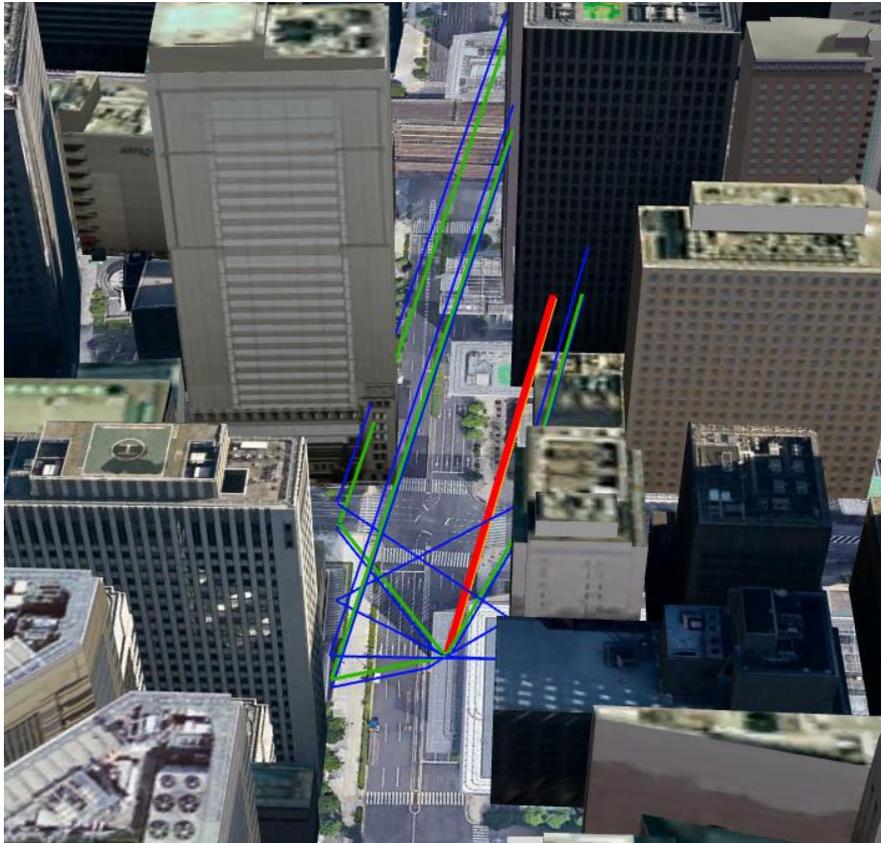
## DGNSS測位結果(水平)



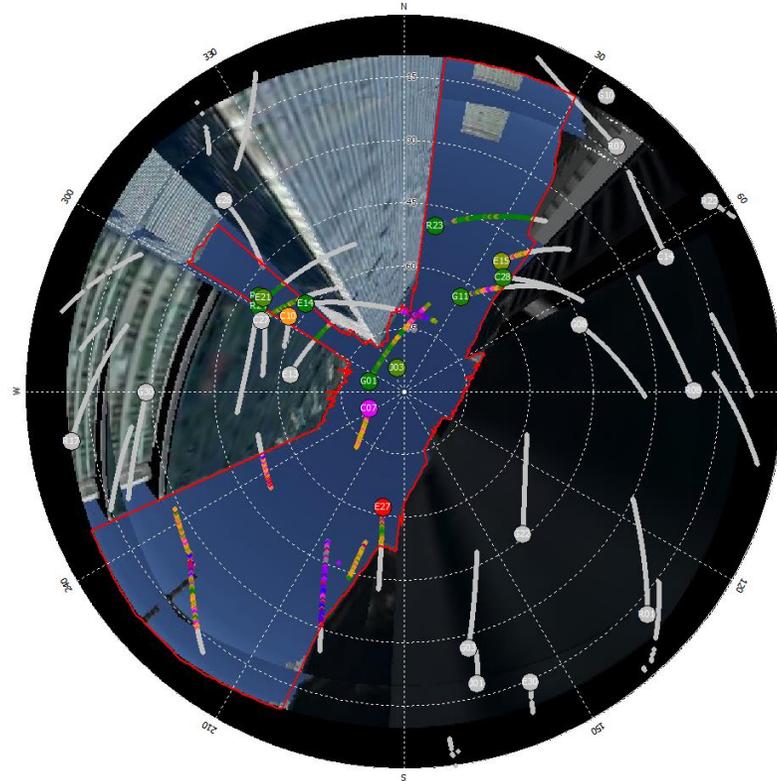
## 衛星数(時系列)



3D map



魚眼カメラ

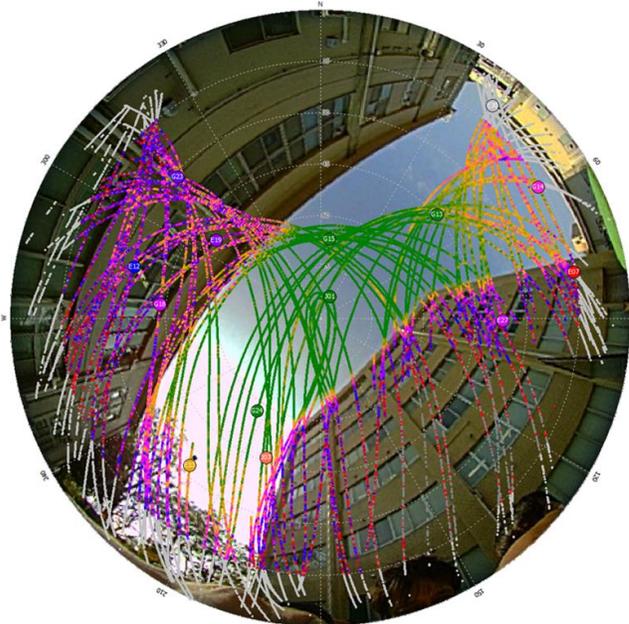


センサー統合



どの方法も追加機器が必要  
GNSSから得られる観測値をソフトウェア上で分類できないか？  
→機械学習(AI)を使用できないだろうか？

- ・香港理工大の「Machine learning based LOS/NLOS classifier and robust estimator for GNSS shadow matching」を参考にした
- ・今回はSVM(サポートベクターマシン)を用いた、LOS衛星選択をする(0:LOS、1:NLOS)  
SVMはパターン認識問題で使用される教師あり学習の1つ
- ・参考にした論文では**仰角、SNR、最小二乗法から出力される観測残差、擬似距離変化率**を特徴量として使用



SNR = ...45...40...35...30...25 <25

SNR : Signal Noise Ratio

SNRが高いほど信号追尾状況が安定している

→LOSである確率が高い

高仰角衛星は障害物の影響が少なく、SNRも高い

→LOSである確率が高い

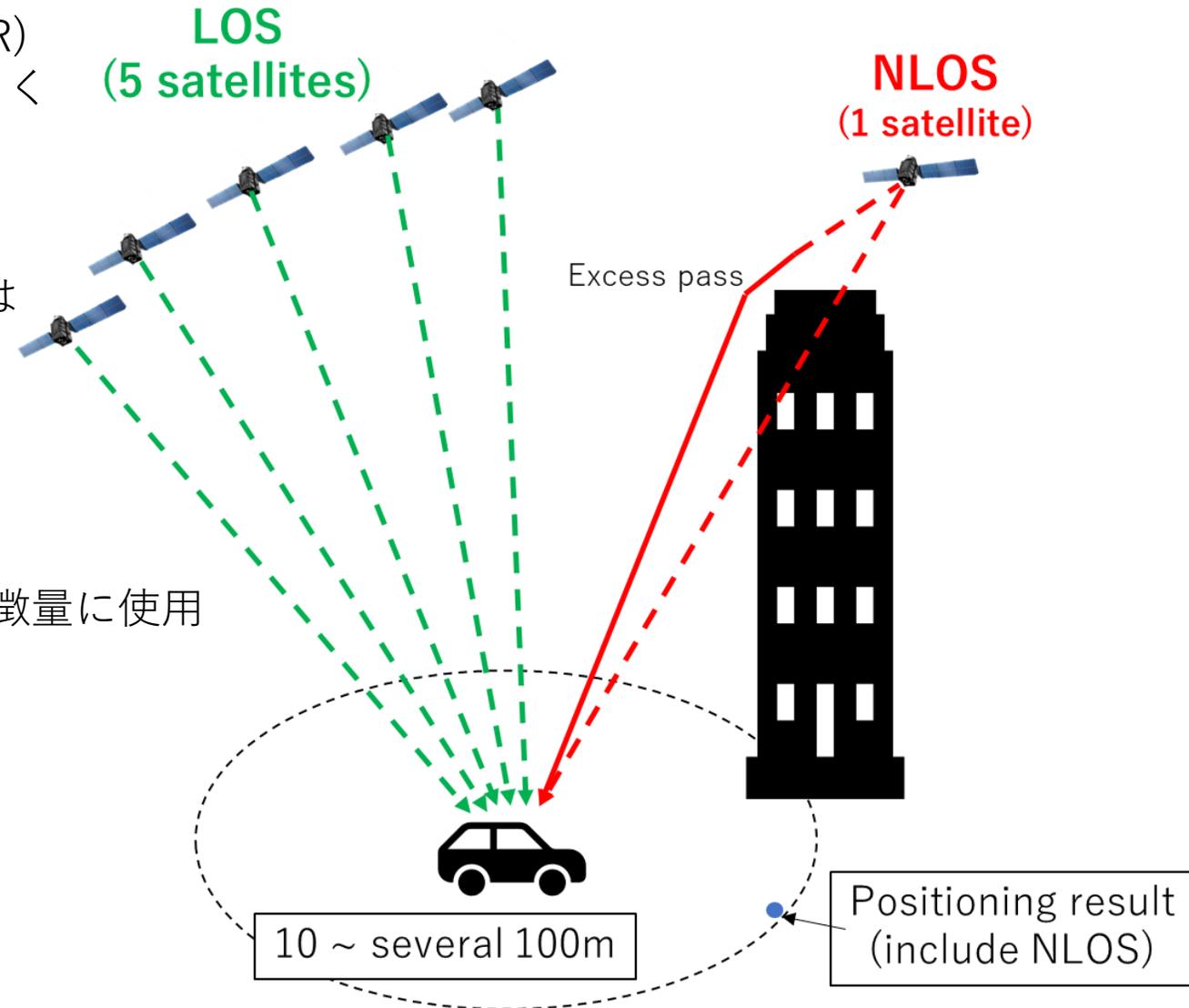
# SVMによるLOS/NLOS分類

- 観測残差(Normalized Pseudo-range Residual : NPR)  
NLOSを含んだ状態の場合、NLOSの観測残差は大きくなる

しかし高層ビル街では、測位結果がNLOSの影響を受けるため、残差が大きい衛星が必ずしもNLOSとは限らない

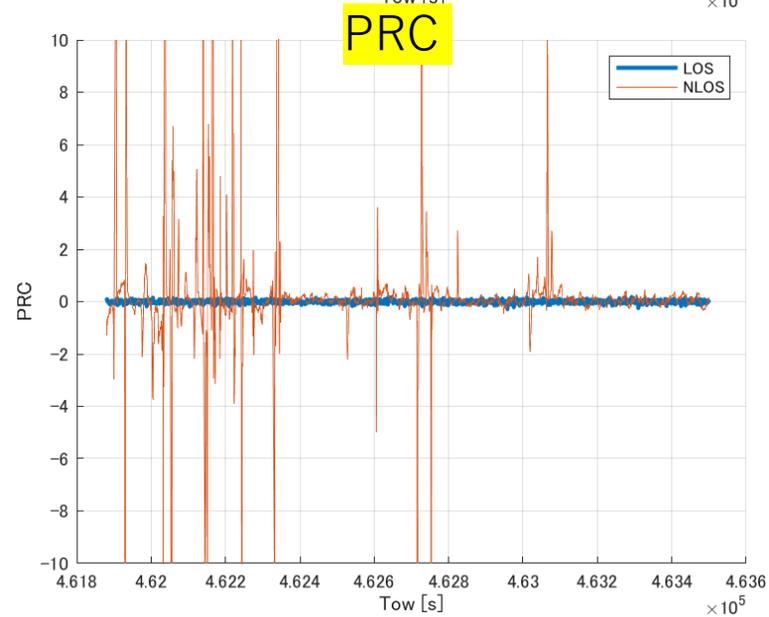
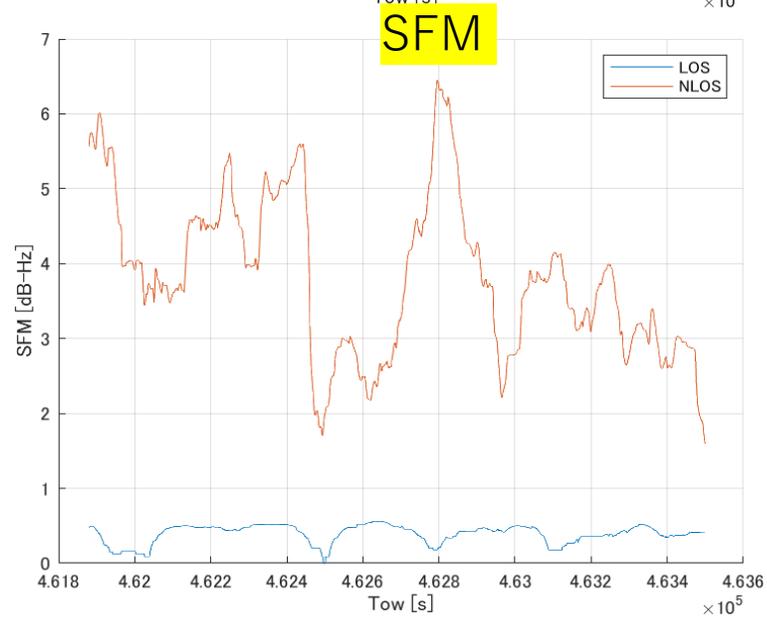
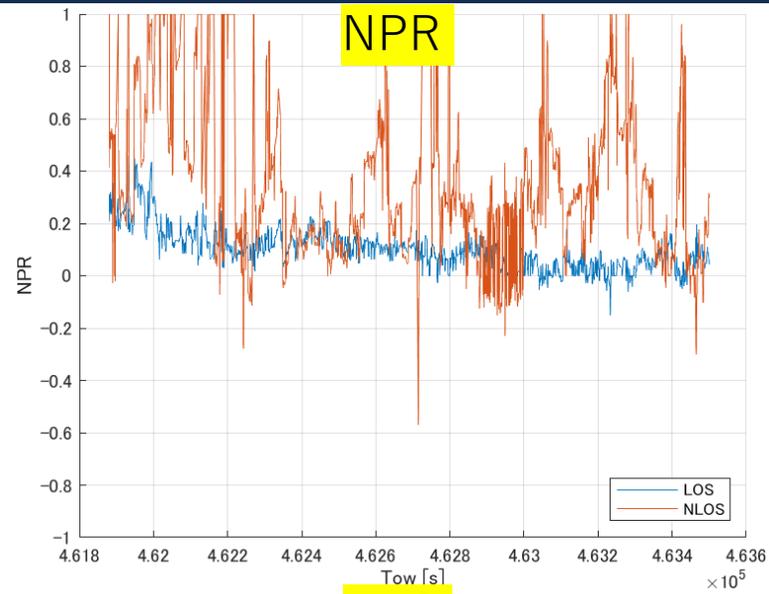
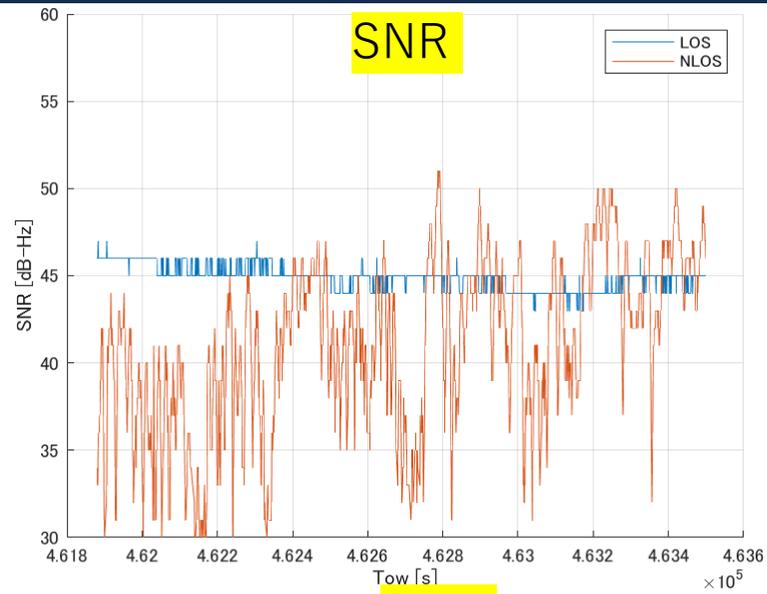
また観測残差は環境によってことなる

今回は各エポックの残差で**標準化した観測誤差(Normalized Pseudo-range Residual : NPR)**を特徴量に使用



- 擬似距離変化率(Pseudo-range Rate Consistency : PRC)  
NLOSの場合、障害物により信号伝搬が上手くいっていないため、伝搬経路が時々刻々に変化している  
つまり擬似距離の時間差分を監視するとLOSとNLOSの判別がある程度できる
- SNRの移動標準偏差(SNR Fluctuation Magnitude : SFM)  
NLOSの場合SNRが安定しないため、SNRの移動標準偏差によって判別ができる  
どの程度の時間で移動標準偏差を算出するのは検討の余地あり  
→正解率の影響を調べる

# SVMによるLOS/NLOS分類





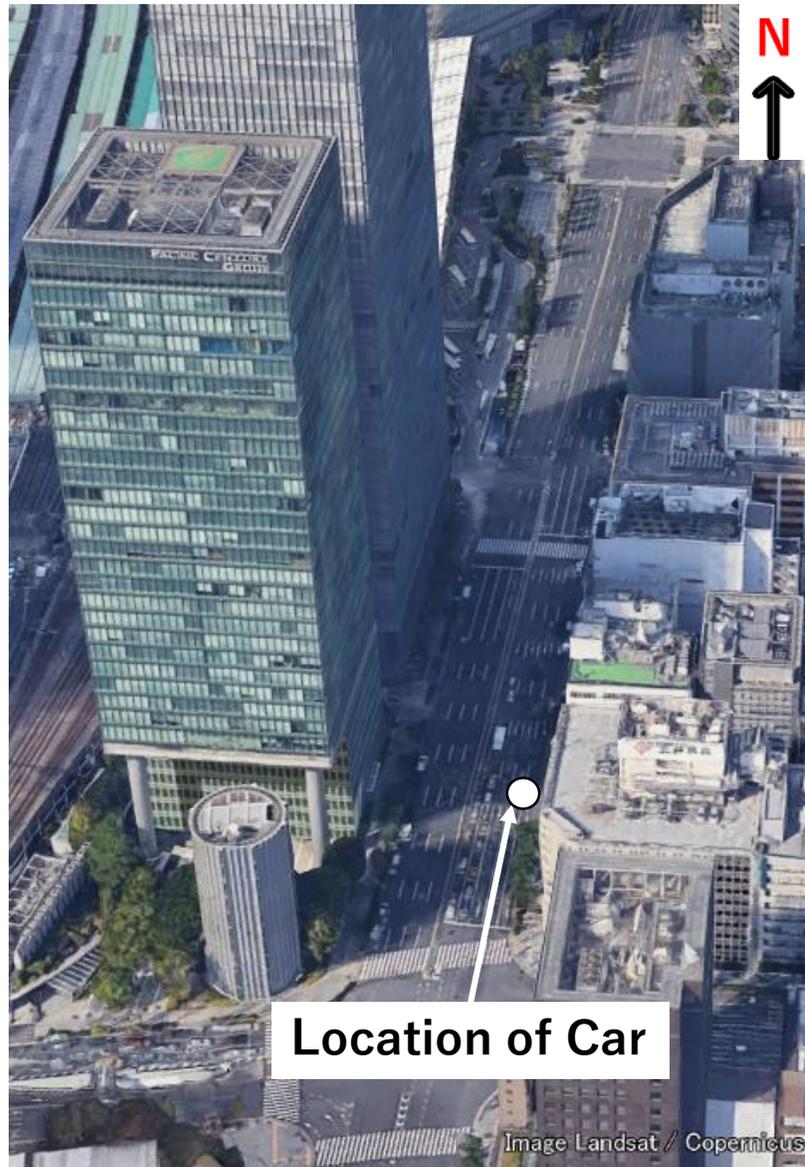
→ N

4月3日に取得したデータでNLOS判定の分類器を生成

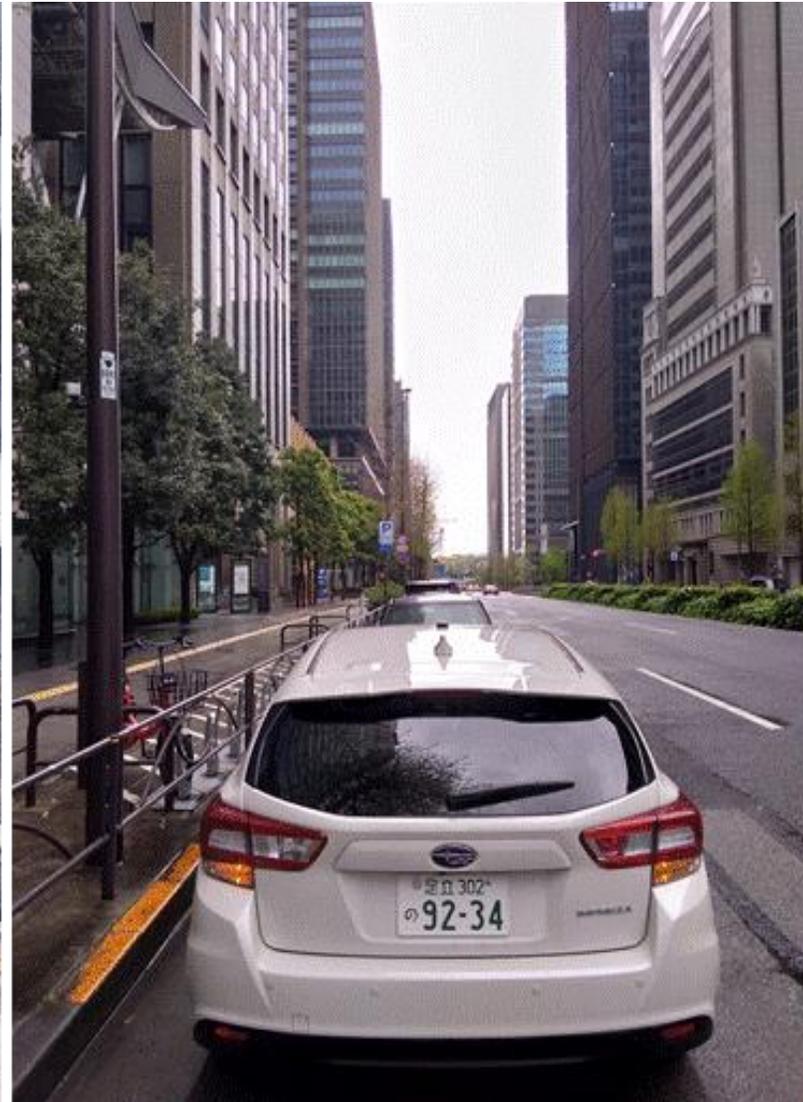
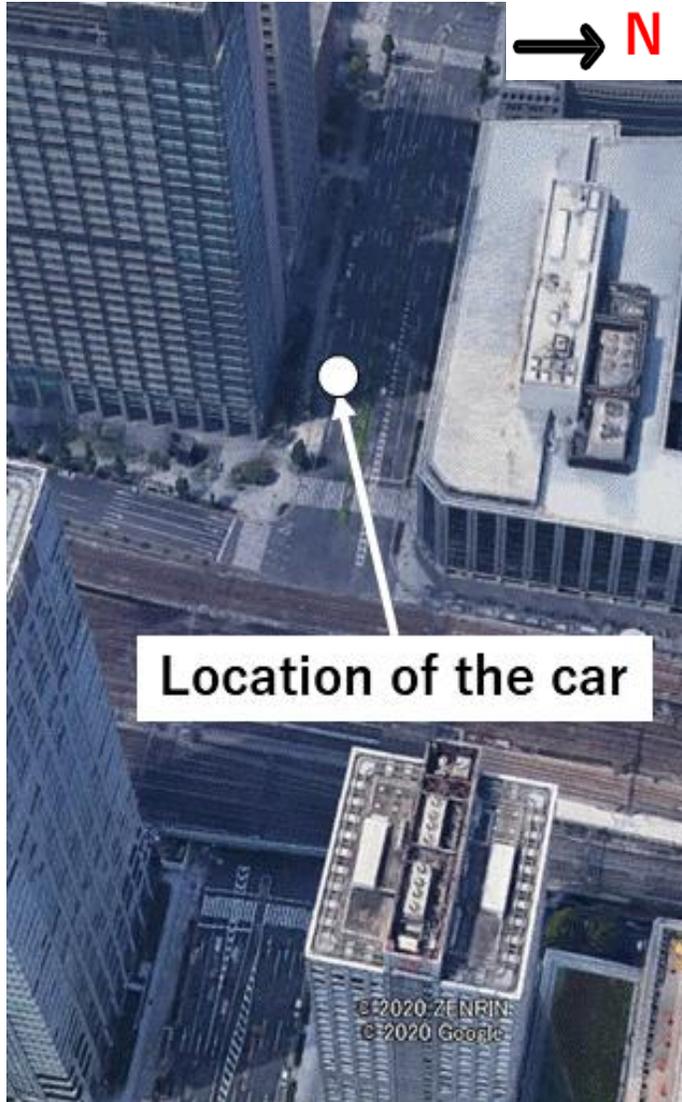
4月18日と5月27日に取得したデータを分類器にかけ、測位精度を比較する

Dataset	Location	Date&Time(Tow)	Train or Test
(1)	Location A	2020/04/03, 461880~463500	Train
(2)	Location A	2020/05/27, 540181~541800	Test
(3)	Location B	2020/04/18, 277379~279005	Test

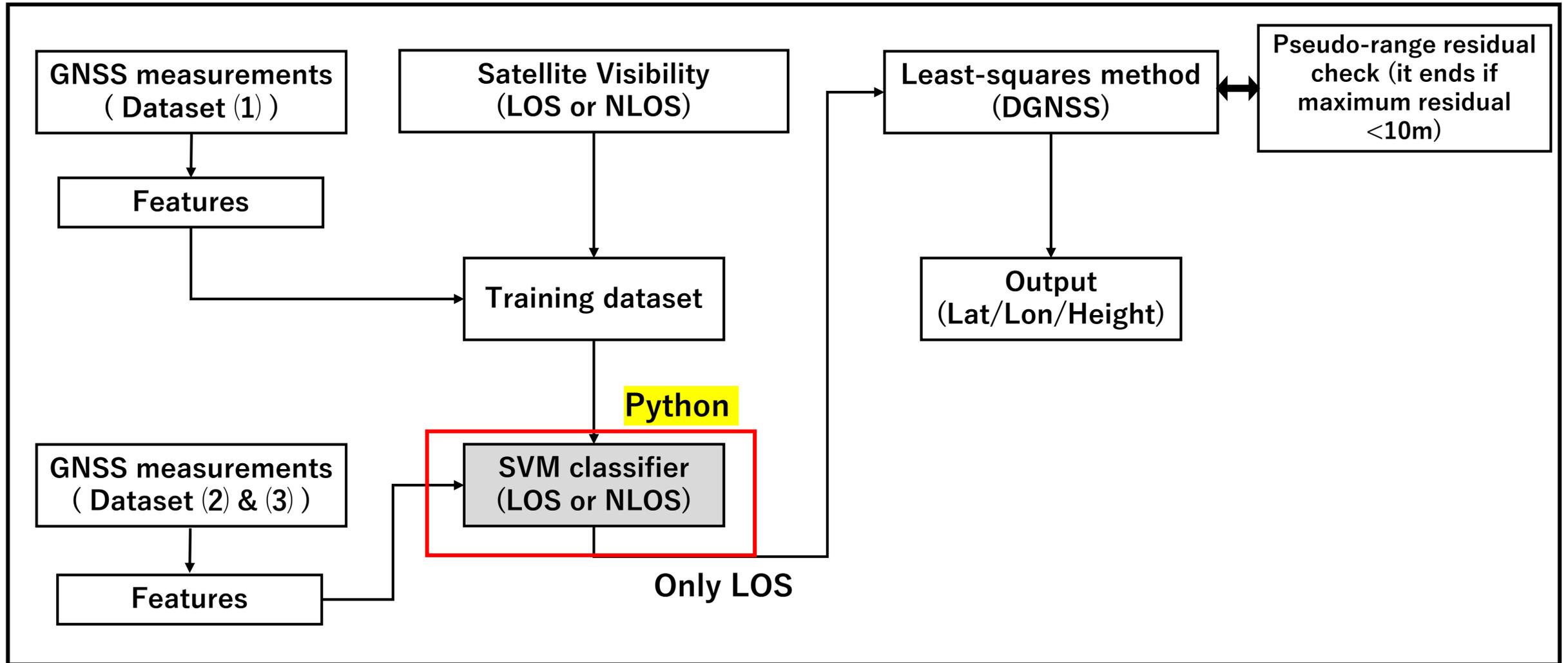
# Location A



# Location B



# Flowchart of this study



GNSS演算に関してはC言語、SVMに関してはPythonで実装  
各エポックごとに衛星数×特徴量を分類器に入力し、判定

- ・機械学習における2値分類の場合、以下のような考え方がある

		予測	
		陽性 (Positive)	陰性 (Negative)
正解	陽性	真陽性 (True positive: TP)	偽陰性 (False negative: FN)
	陰性	偽陽性 (False positive: FP)	真陰性 (True negative: TN)

- ・今回の場合、真陽性はLOSと判定したとき、真にLOSである場合  
真陰性はNLOSと判定したとき、真にNLOSである場合  
偽陽性はLOSと判定したときに、NLOSである場合  
偽陰性はNLOSと判定したときに、LOSである場合
- ・今回は正解率で評価

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TP}$$

Accuracy(%)	Dataset (1)	Dataset (2)	Dataset (3)
SVM(1)	<b>87.61</b>	<b>64.5</b>	<b>76.17</b>
SVM(2) (30 sec)	95.38	83.98	91.42
SVM(2) (60 sec)	95.90	86.35	90.83
SVM(2) (90 sec)	96.18	87.72	90.80
SVM(2) (120 sec)	<b>96.23</b>	<b>88.00</b>	<b>91.52</b>
SVM(2) (180 sec)	95.76	87.78	92.54
SVM(2) (240 sec)	95.63	87.59	92.44
	<b>訓練</b>	<b>テスト</b>	

SVM(1): SVM use 4 features (SNR,Elevation,PRC,NPR,)  
SVM(2): SVM use 5 features (SNR,Elevation,PRC,NPR,SFM)

120秒程度が最も正答率が上がる

## 水平方向の測位結果の比較

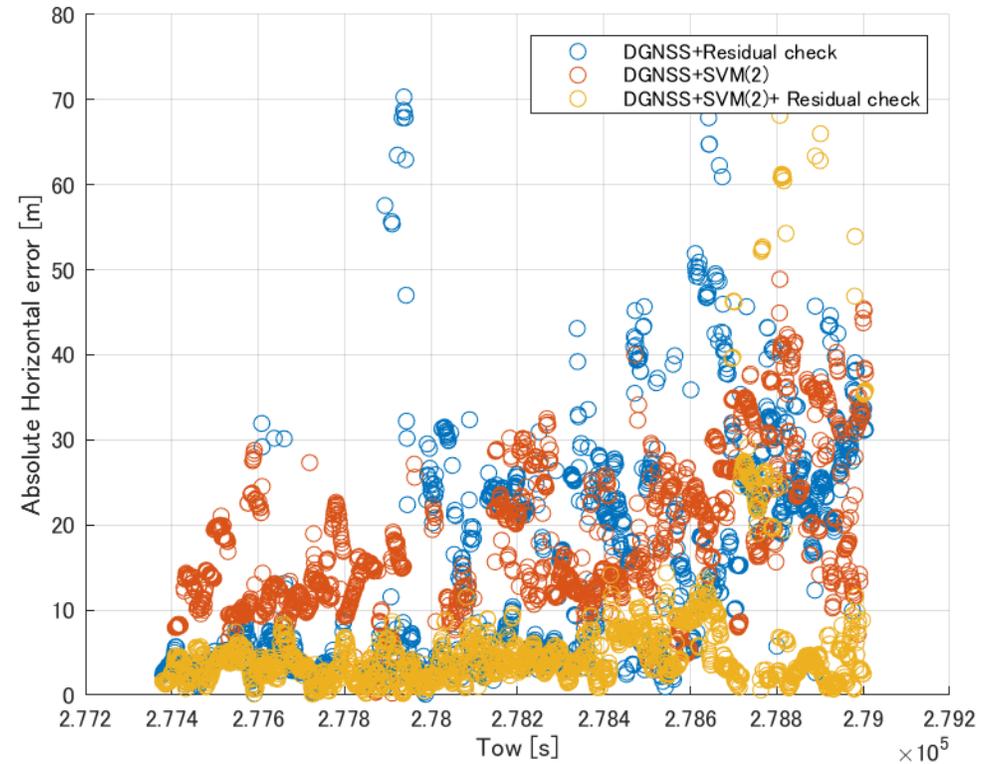
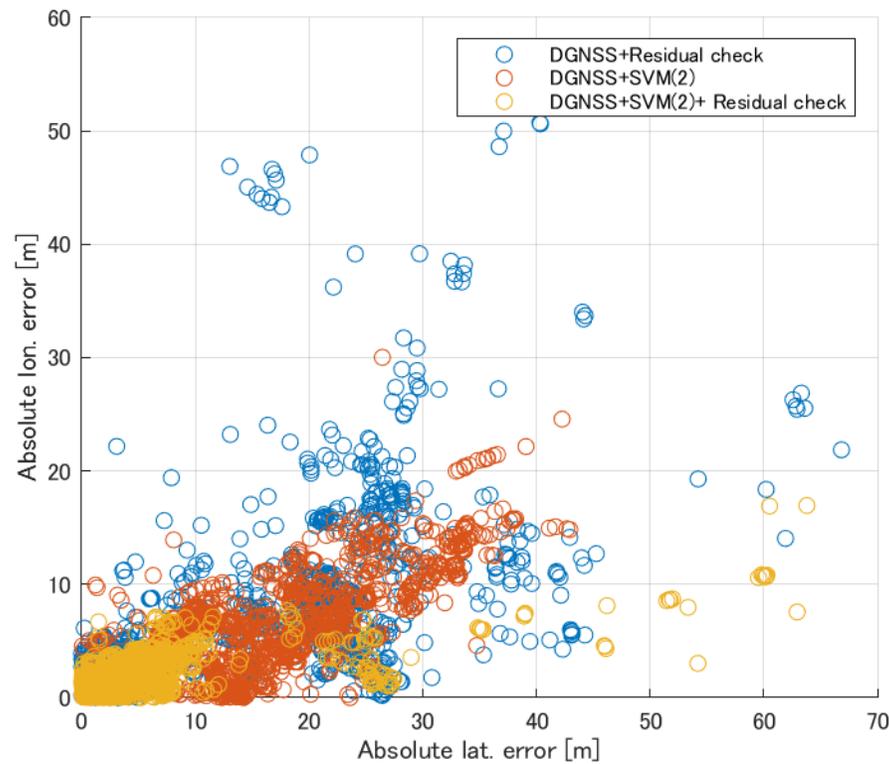
Datasets (2) (1625 epochs)	DGNSS	DGNSS+ Residual check	DGNSS+ SVM(1)	DGNSS+ SVM(2)	DGNSS+ SVM(2)+ Residual check
Mean error	27.68 m	14.12m	29.69 m	15.99 m	5.77 m
Maximum error	93.14 m	70.32 m	68.24 m	48.89 m	68.16 m
STD	10.39 m	13.10 m	9.42 m	9.70 m	7.82 m
Percentage (<3 meters)	1.05%	17.17%	0.00%	8.12%	33.97%
Percentage (<10 meters)	5.78%	55.14%	0.49%	27.51%	91.63%
Percentage (<30 meters)	59.69%	88.00%	57.97%	89.66%	98.22%

Residual check: it ends if maximum residual <10m

SVM(1): SVM use 4 features (SNR,Elevation,PRC,NPR,)

SVM(2): SVM use 5 features (SNR,Elevation,PRC,NPR,SFM)

# Result(Dataset(2))



黄色のプロット(SVM(2)+Residual check)が一番真値に収束しているが、  
一部測位誤差が増大している箇所がある  
→分類ミス&残差チェックにより誤差が増大したもの

## 水平方向の測位結果の比較

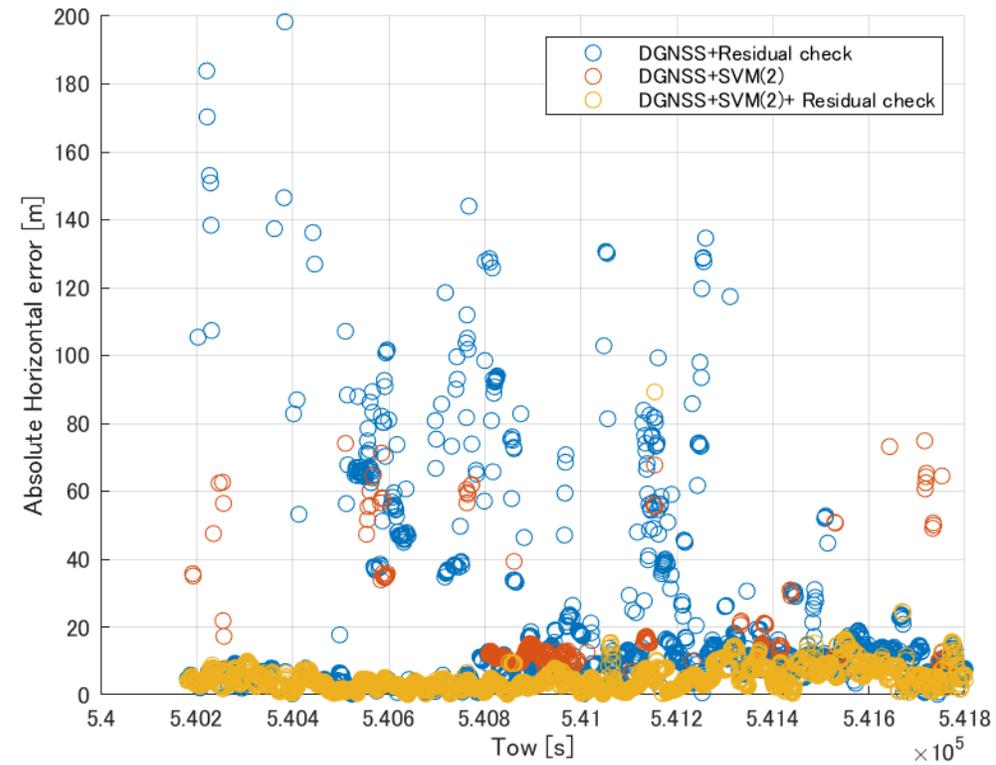
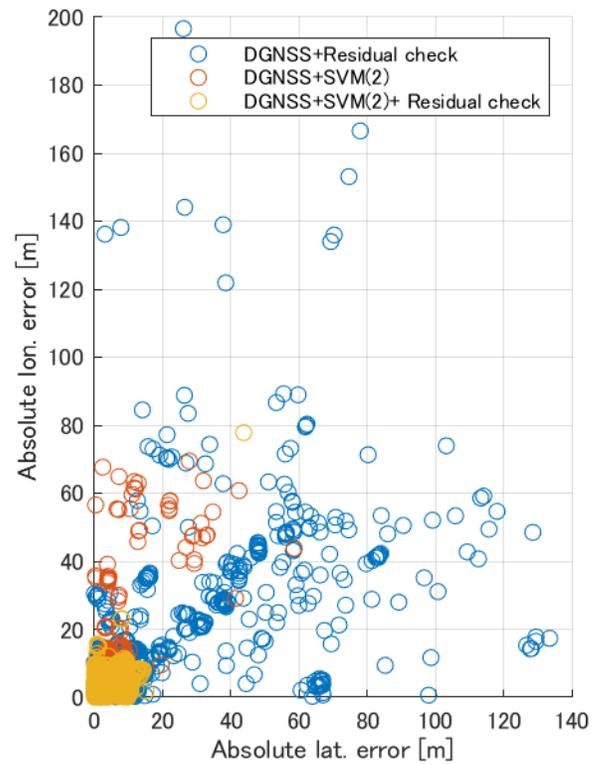
Datasets (3) (1620 epochs)	DGNSS	DGNSS+ Residual check	DGNSS + SVM(1)	DGNSS+ SVM(2)	DGNSS+ SVM(2)+ Residual check
Mean error	51.43 m	18.15 m	17.46 m	7.52 m	4.19 m
Maximum error	263.66 m	198.33 m	121.48 m	74.85 m	98.01 m
STD	33.68 m	26.19 m	14.88 m	9.44 m	4.89 m
Percentage (<3 meters)	1.49%	14.44%	7.96%	29.07%	45.06%
Percentage (<10 meters)	7.59%	54.32%	34.14%	78.89%	95.80%
Percentage (<30 meters)	33.15%	83.89%	87.41%	96.72%	99.63%

Residual check: it ends if maximum residual <10m

SVM(1): SVM use 4 features (SNR,Elevation,PRC,NPR,)

SVM(2): SVM use 5 features (SNR,Elevation,PRC,NPR,SFM)

# Result(Dataset(3))



Dataset(2)の結果と同様の結果

# 分類結果 (Kinematic TEST)

Accuracy(%)	Dataset (1)	Kinematic test
SVM(1)	87.61	86.40
SVM(2) (30 sec)	95.38	76.66
SVM(2) (60 sec)	95.90	73.86
SVM(2) (90 sec)	96.18	70.53
SVM(2) (120 sec)	96.23	67.86
SVM(2) (180 sec)	95.76	65.92
SVM(2) (240 sec)	95.63	64.68

- SFMを使用することで、正解率を大幅に上昇させることができた
- SVMでLOS/NLOS判定が行うことができ、それにより高精度な位置をが取得可能  
特に残差チェックを組み合わせることで、SVMの効果をより高めることができる
- 今後の課題として、移動体への適応、信頼度の推定