

Factor Graph最適化による GNSS-IMUのTight Coupling

2024年高精度測位チャレンジ

TURING株式会社
井上航輔



Githubのプロフィールの猫
<https://github.com/inuex35>

井上航輔

TURING株式会社 シニアエンジニア

専門

- Visual SLAM、SFM、Gaussian splattingなど
Computer Vision
- RTK-GNSSを使った位置推定
- センサーフュージョン



会社概要

代表取締役: 山本一成 累計調達額: 70億円
設立: 2021年8月 従業員数: 50名超

事業

完全自動運転車の開発

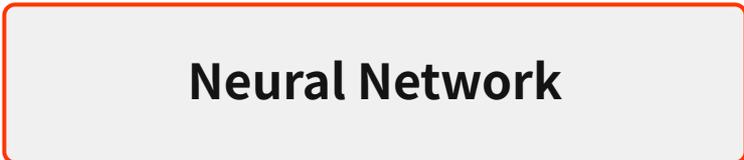
生成AIによる実現を目指す

End-to-end 自動運転

現在の主流: センサや高精度マップを入力とし、モジュールごとに処理



我々のアプローチ: 単一のEnd-to-endモデルを構築し、画像から車の経路を直接出力する



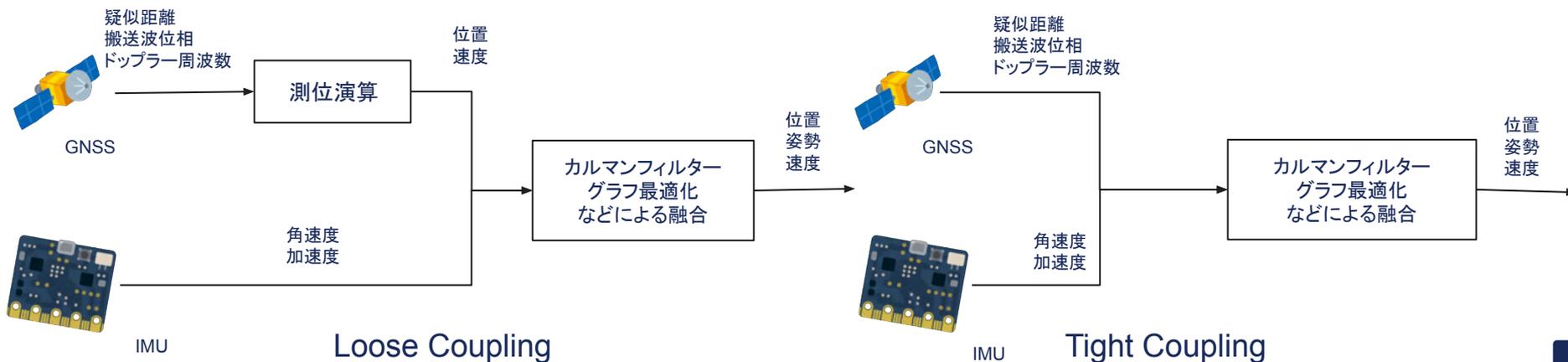


- Loose couplingとTight coupling
- カルマンフィルターとFactor graph最適化
- Factor graphによるRTK-GNSSおよびIMU融合
- パラメータ決定
- 高精度測位の今後についての感想

● Loose couplingとTight coupling



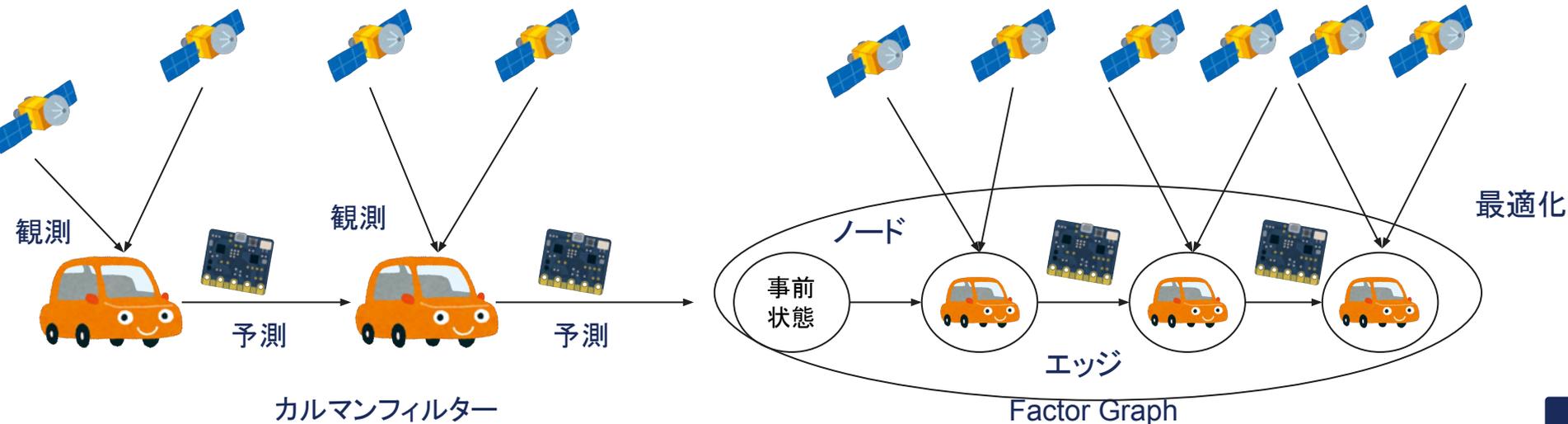
- Loose coupling : GNSSの測位解とIMUデータの融合
メリット：実装が簡単
デメリット：GNSSの測位結果に依存
- Tight coupling : GNSS観測データとIMUデータの融合
メリット：GNSS単体の測位より信頼性の高い解
デメリット：実装が複雑



● Kalman filterとFactor graph



- Kalman filter : 状態を予測ステップと更新ステップにより現在の状態を推定する。
(IMUにより次の状態を予測し、GNSSの観測により状態を更新)
- Factor graph : 状態をノードとエッジで表現。グラフを最適化し状態を推定する。
(GNSS、IMUのデータをファクター化し最適化)

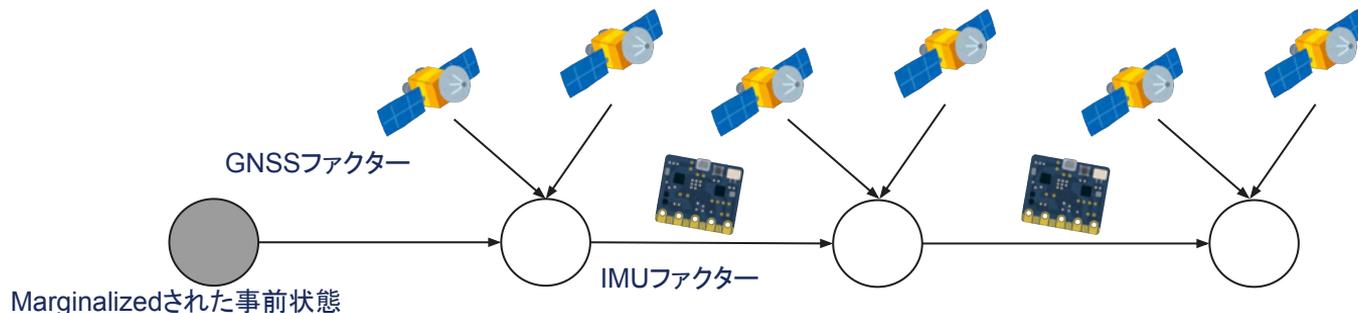




- Factor graph : GNSSの観測およびIMUの積分をFactorとして表現。位置姿勢および衛星のクロック誤差等をパラメータとして最適化により推定する。
- Factorの誤差を最小二乗問題としてグラフ最適化で解く。

$$\min_{\mathbf{x}} \frac{1}{2} \sum_i \rho_i \left(\| \mathbf{z}_i - f_i(\mathbf{x}) \|_{\mathbf{R}_i}^2 \right)$$

誤差関数 測定値または制約 推定するパラメータ パラメータを基にしたモデル



● Factor graphによるRTK-GNSS-IMUのTight coupling



- Factorを最小化するパラメータをグラフを最適化することにより求める。
- Factorを制約条件として最適なParameterを求める。

GNSS-IMUのTight couplingに使われるParameter

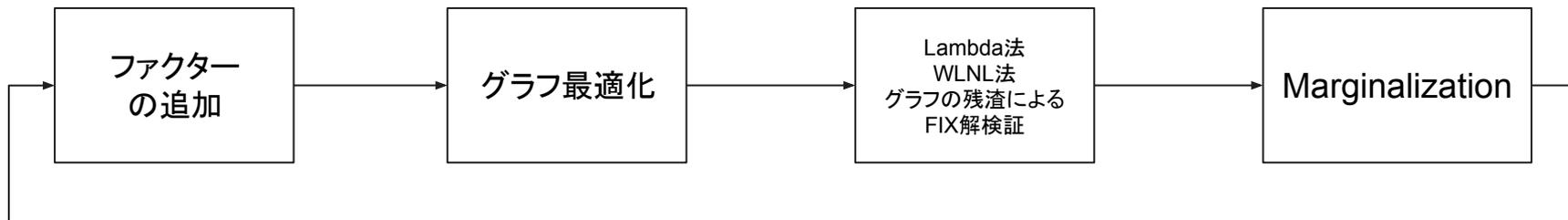
パラメータ	説明
位置	エージェントの位置(X、Y、Z)
姿勢	エージェントの姿勢(Roll Pitch Yaw)
受信機クロックバイアス	受信機のクロック誤差
衛星間クロックバイアス	衛星システム間のクロック誤差
キャリア位相アンビギュイティ	搬送波位相の整数値アンビギュイティ
加速度バイアス	IMUの加速度計のバイアス
ジャイロスコープバイアス	IMUのジャイロのバイアス

GNSS-IMUのTight couplingに使われるFactor

GNSS系Factor	説明
Pseudorange Error Factor	疑似距離のFactor ※
Carrier Phase Error Factor	搬送波位相のFactor ※
Doppler Error Factor	ドップラー周波数のFactor
Relative Frequency Factor	ドップラー周波数の変化を制約するactor
Relative Ambiguity Factor	アンビギュイティの変化を制約するactor
IMU系Factor	
IMU Pre-integration Factor	IMUの積分のFactor
運動系Factor	
Zero Update (ZUPT) Factor	ゼロアップデートのFactor
Heading Constraint Factor	方位角の運動制約のFactor
Non-holonomic Constraint Factor	車両ロボットの運動モデルのFactor



- 測位解は以下の流れで得られる。
 1. Factorをグラフに追加。
 2. グラフ最適化。
 3. Lambda法、WLNL(Wide lane Narrow lane)法によりFIX解を求める。FIXした場合その解で再度グラフを最適化し、グラフの残渣が増加しない場合FIXとする。
 4. Marginalizationにより古いFactorを事前状態として圧縮。



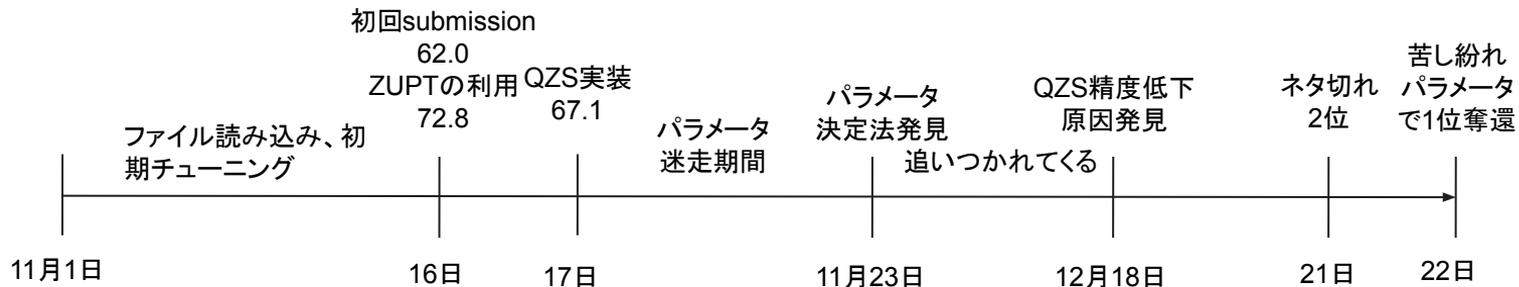
● パラメータ決定



- レポジトリは以下。
- <https://github.com/inuex35/gici-open> ([chichengcn/gici-open](https://github.com/chichengcn/gici-open)をフォーク)
- 大変だったこと

そもそものデータの読み込み、コード解析、QZS追加、パラメータチューニング

(QZSを実装したもののかえってスコアが落ちる、チューニングしても適当に入れたパラメータのスコアを超えられない)



● ファイル読み込み、初期チューニング 11月1日～11月16日 TURING



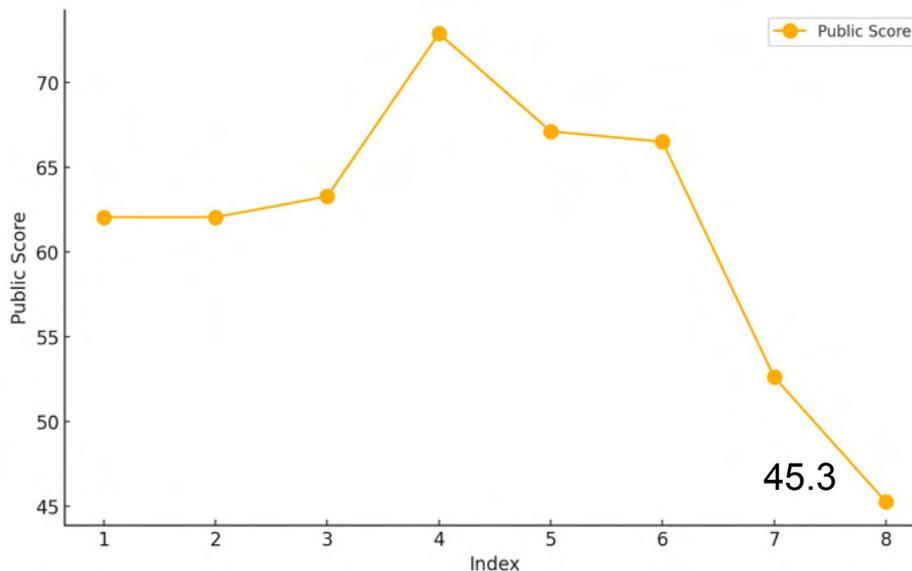
- データの読み込み成功、デフォルトのパラメータは FOGのIMUのパラメータだったためチューニング
- まずはフォーマットに合わせ submission。62.0。
- ZUPTのパラメータも合わせ 72.8まで上がる。
- QZSの実装、パラメータもチューニングして Public score80を目指す。



● パラメータ迷走期間 11月16日～11月23日



- スコアが急降下。
- 適当に入れたパラメータを超えられない。。。むしろ下がる。 QZSを入れるとまた下がる。
- 経験則的パラメータチューニング、厳しそうだから仰角マスクを上げる。ただ数字の根拠なし。
(この時は本気で上がると思っていた。謎の自信があった。)





● パラメータ迷走期間

- パラメータの整理し原因を考える。以下のようにパラメータを分割。
 1. GNSSパラメータは環境依存、trainデータに fittingしても testデータでよいとは限らない。数字に基づいたパラメータ決定を行う。良いパラメータの時は Covarianceの値も小さくなるはず。
 2. IMU、ZUPTパラメータはハードウェア依存なので trainデータに fittingでOK。

GNSSパラメータ
擬似距離誤差の閾値
搬送波位相誤差の閾値
ドップラー誤差の閾値
仰角マスク
SNRマスク
Lambda法のRatio (FIXの判定)
衛星システムの誤差比率

IMUパラメータ
加速度センサーの飽和値
加速度センサーのノイズ密度
加速度センサーの初期バイアス不確かさ
加速度センサーのドリフトノイズ密度
ジャイロセンサーの飽和値
ジャイロセンサーのノイズ密度
ジャイロセンサーの初期バイアス不確かさ
ジャイロセンサーのドリフトノイズ密度

ZUPTパラメータ
静止状態判定基準としての加速度センサー標準偏差の閾値
静止状態判定基準としてのジャイロセンサー標準偏差の閾値
静止状態判定基準としてのジャイロセンサー角速度中央値の閾値
静止状態におけるゼロ速度拘束条件の標準偏差(ZUPT拘束の強さ)

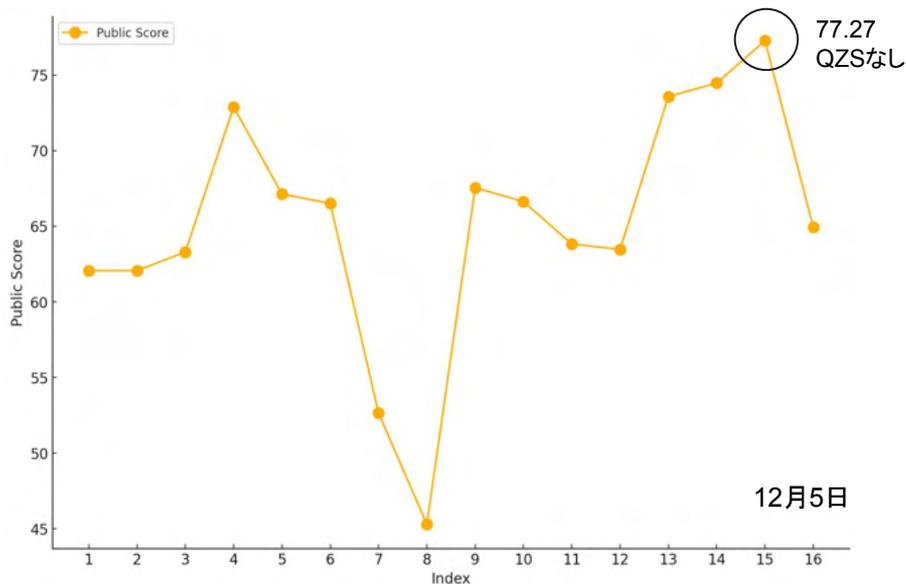
● パラメータ決定法 12月5日まで



- コースごとの Covarianceの平均や中央値を見ながら最も値が小さくなるパラメータを採用。
- IMU、ZUPTのパラメータは trainデータに fitting。スコアの高くなったものを採用。
- だいぶ安定、スコア更新するものも出てきた。ただまだ QZSを入れるとスコアが下がる現象。

GNSSパラメータ
擬似距離誤差の閾値
搬送波位相誤差の閾値
ドップラー誤差の閾値
仰角マスク
SNRマスク
Lambda法のRatio(FIXの判定)
衛星システムの誤差比率

←この辺をチューニング



● パラメータ決定法



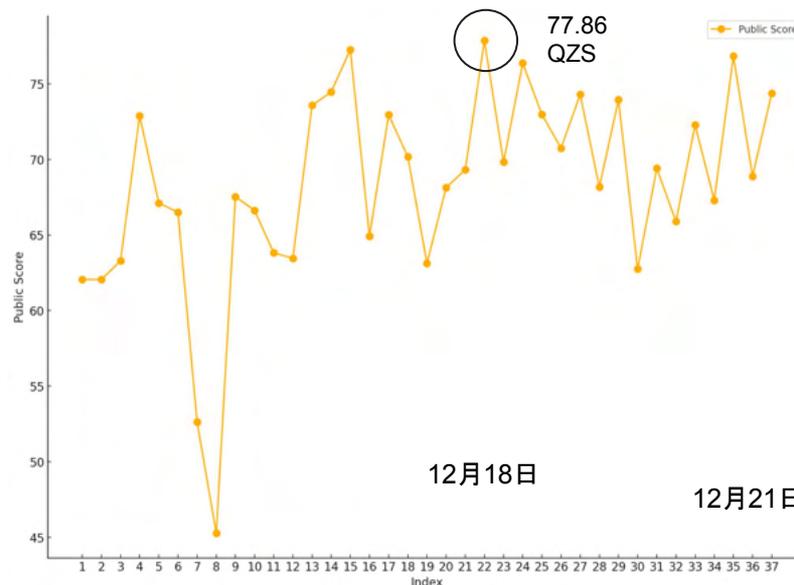
- だいぶ追いつかれたので QZSで精度が落ちる原因を探る必要あり。
- QZS衛星システムの誤差比率を適当に入れていたことを思い出す。
(またしても経験則的パラメータチューニング、Galileoと同じぐらい？根拠なし)
- 77.27→77.86 ちょっと上がった。ただネタ切れ。

#	Team	Members	Score	Entries	Last	Join
1	inex35		77.860	27	3h	
😊 Your Best Entry! Your submission scored 74.297, which is not an improvement of your previous score. Keep trying!						
2	<input type="text"/>		75.735	2	22m	
3	<input type="text"/>		74.969	15	14h	

猛追、そろそろ抜かれる



← 自分



● パラメータ決定法 12月22日



- 終了前日に抜かれました。
- 残るは Lambda法のratioのみ。今までは 2でした。(デフォルトパラメータ)
- ratioを2だと77.86、3にすると76.381でした。2がいいコースと3がいいコースがあるのでは？
- 名古屋のコース 2のみratio3にしてみたら 78.7になりました。(分散を見る方法で名古屋 2に決定)

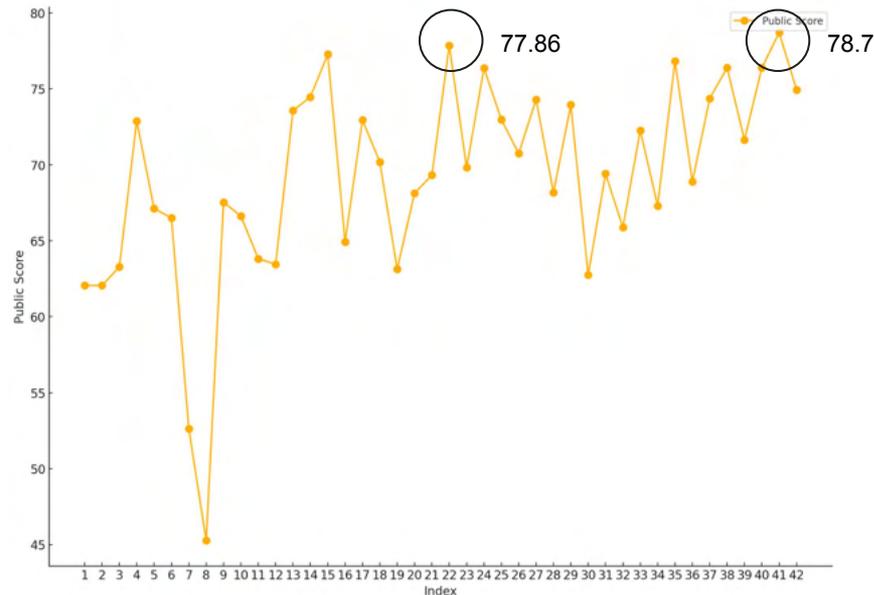


#	Team	Members	Score	Entries	Last	Join
1	<input type="text"/>		78.164	7	6h	
2	inuex35		77.860	37	31m	
😊 Your Best Entry! Your submission scored 74.372, which is not an improvement of your previous score. Keep trying!						
3	<input type="text"/>		77.482	24	25m	

抜かれました

1	inuex35		78.704	42	1h	
😊 Your Best Entry! Your submission scored 74.945, which is not an improvement of your previous score. Keep trying!						
2	<input type="text"/>		78.164	7	1d	
3	<input type="text"/>		77.482	25	17h	

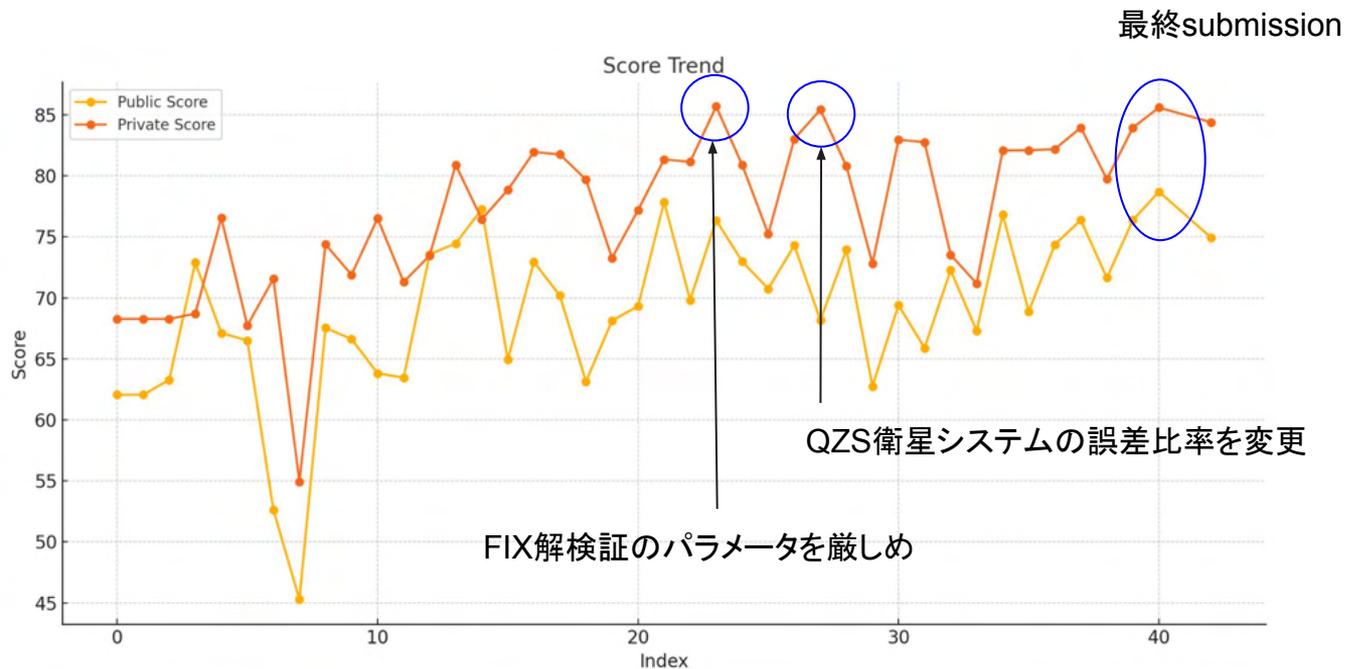
苦し紛れのパラメータにより奪還



● 最終結果



- Private Scoreはこんな分布。
- Public Scoreのデータの方が難易度が高かった可能性あり。
- Private Scoreが1ptぐらい良いデータもありました。



● 高精度測位の今後についての感想



勘や経験から脱却した Data centricな開発をしよう！！！！

- 経験則的パラメータチューニング → 実データによる判断が重要
- 経験により獲得してしまった先入観からはなかなか抜け出せない……

GNSSの今後

- Tight couplingは今後も Hot topic。
VIO(Visual inertial Odometry)やLIO(Lidar inertial Odometry)で用いられてきた IMUのTight couplingがGNSSにも波及。利用用途によっていくつかの手法が登場すると予想、スマホ、自動運転等
- 仰角マスクなどのパラメータチューニングにセンシティブであり機械学習などの手法が徐々に登場。
<https://github.com/IPNL-POLYU/pyrtklib> 画像の Deep learning basedな重み推定

Data centricな自動運転開発に興味がある方はぜひ TURINGまで！

We
Overtake
Tesla