

TIER IV ACADEMY 自動運転システム構築塾

| Day1 自動運転システム実践解説
自動運転システムの自己位置推定技術



目次

第1章：自己位置推定とは

第2章：位置推定手法の種類

第3章：Autoware の自己位置推定システム

1. Autoware の自己位置推定
2. Autoware での位置推定の実装

第4章：まとめ

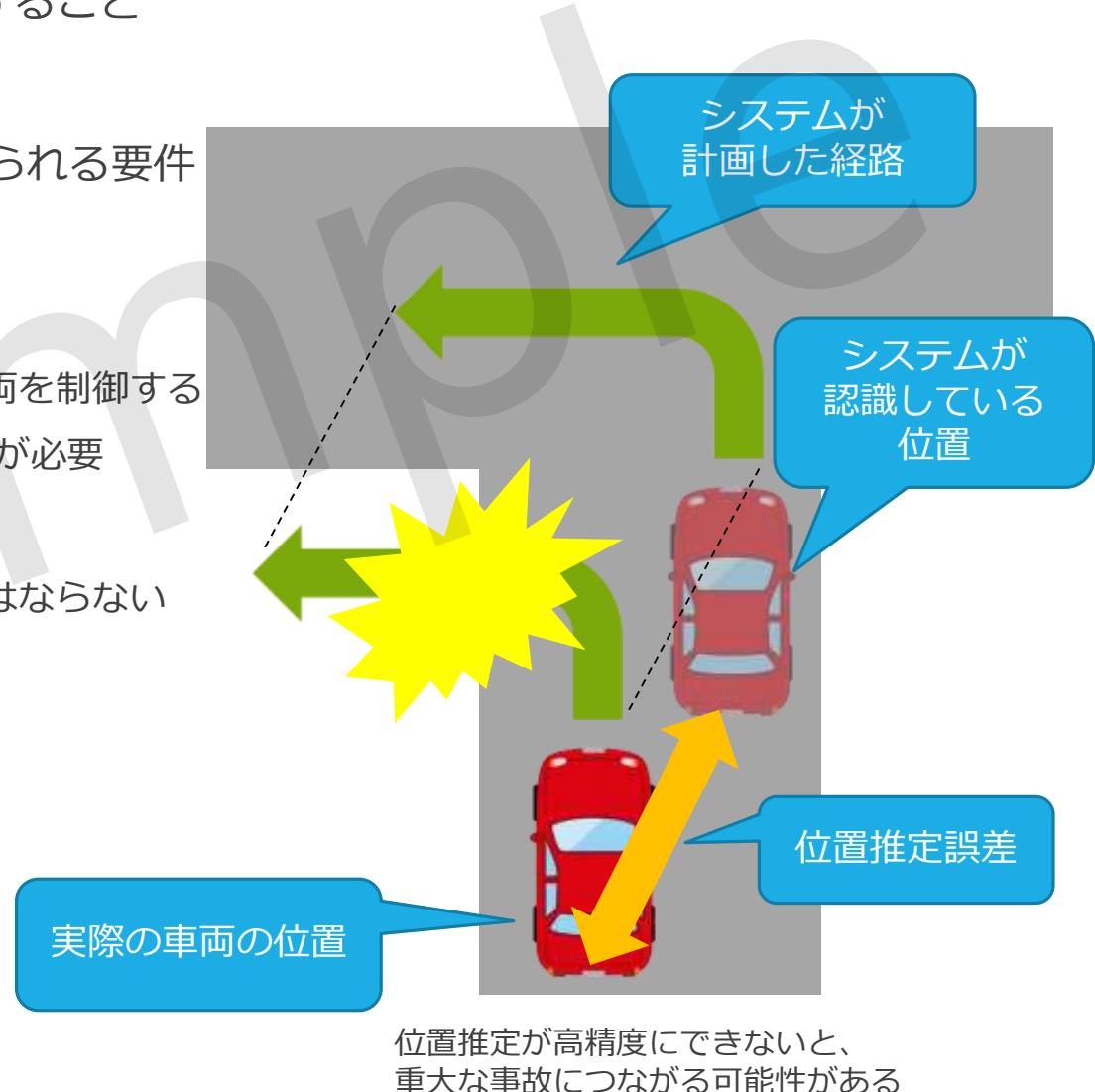
Sample

自動運転システムの自己位置推定技術

| 第1章：自己位置推定とは

自己位置推定とは

- 走行中の車両の **位置・向き** を推定すること
- 自動運転システムの位置推定に求められる要件
 1. 精度(数10cm以内)
 2. リアルタイム性
 - 現在の車両の位置・向きから、車両を制御するため、高い精度・リアルタイム性が必要
 3. 口バスト性(安定性)
 - 場所・環境の変化に影響を受けてはならない



Sample

自動運転システムの自己位置推定技術

| 第2章：位置推定手法の種類

位置推定手法

位置推定には様々な手法があり、用いられるセンサーも異なる

	デッドレコニング (自律航法)	GNSS (Global Navigation Satellite System)	スキャンマッチング
用いられるセンサー	IMU ホイールエンコーダ等	GNSS受信機	LIDAR
利点	どこでも使える	地図がなくても使える	高精度な位置推定が可能
欠点	誤差の蓄積大	<ul style="list-style-type: none">信号の受信状況に影響トンネル内では使えず	<ul style="list-style-type: none">地図データが必須特徴のないエリアでは使えず

デッドレコニング（自律航法）

車両に取り付けられた内部センサを用いて、車両の位置を逐次的に推定

● 内部センサの例

- IMU (Inertial Measurement Unit)
 - 慣性計測装置、3軸ジャイロ+3方向加速度計
- オドメトリ
 - ホイールエンコーダによるタイヤの回転角・回転数



● 利点

- 場所によって精度が変わらない
(衛星信号が届かない場所でも使える)
- 短期的には精度が良い

● 欠点

- ホイールエンコーダはタイヤの滑りを検知できない
- 誤差の蓄積 → デッドレコニング単体では位置推定困難



<http://gigazine.net/news/20140909-google-self-driving-car-sensor/>

GNSS（測位衛星システム）

複数の衛星からの信号を受信機が受信することにより、グローバルな(地球上の)位置を取得

- 様々な測位衛星システムが存在し、衛星群によって目的が異なる
- GPSといつても、GPS以外の衛星に対応したGNSS機能が搭載されているものが多数

1. グローバル軌道衛星群

	GPS (米)	GLONASS(露)	Galileo(EU)	BeiDou(中)
(計画) 衛星数	32	24	30 (8機試験中)	35 (15機運用中)

2. 補強衛星群 - 測位精度を向上するための補正信号を送信 (現在運用中)

	WAAS (米)	EGNOS(EU)	MSAS(日)	GAGAN(印)
衛星数	4	3	2	2

3. 特定地域衛星群 - 特定地域上空に衛星を配置し、衛星信号を受信しやすくする

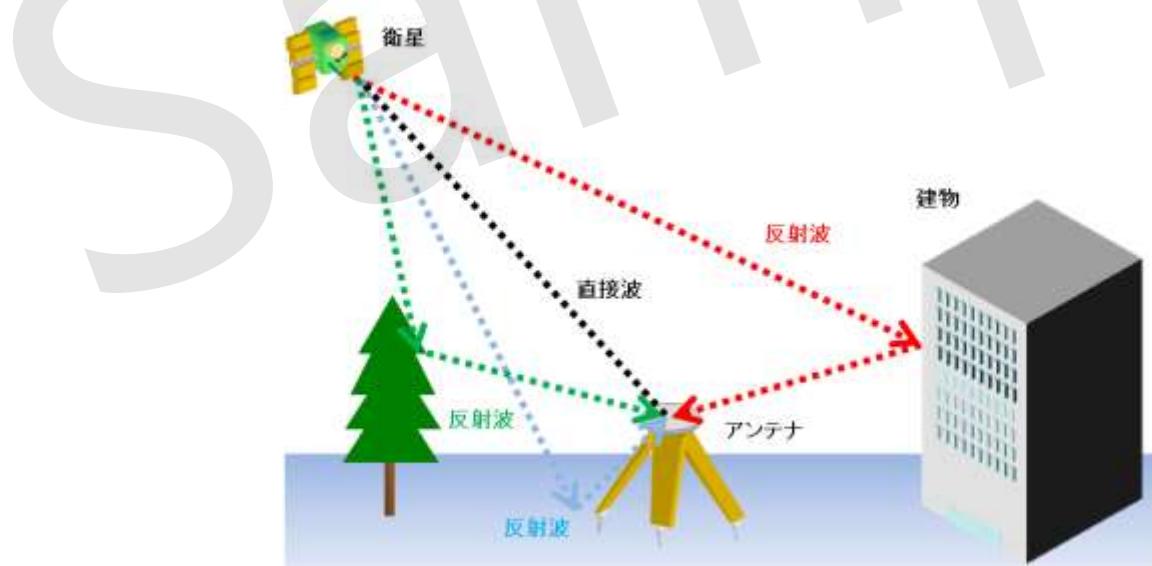
	QZSS(日)	IRNSS(印)
衛星数	4+3	7

※よく言われるGPSは、アメリカによって開発・運用されているシステムであり、あくまでGNSSの1種類です

GNSS（測位衛星システム）

GNSSの大きな誤差要因 - マルチパス

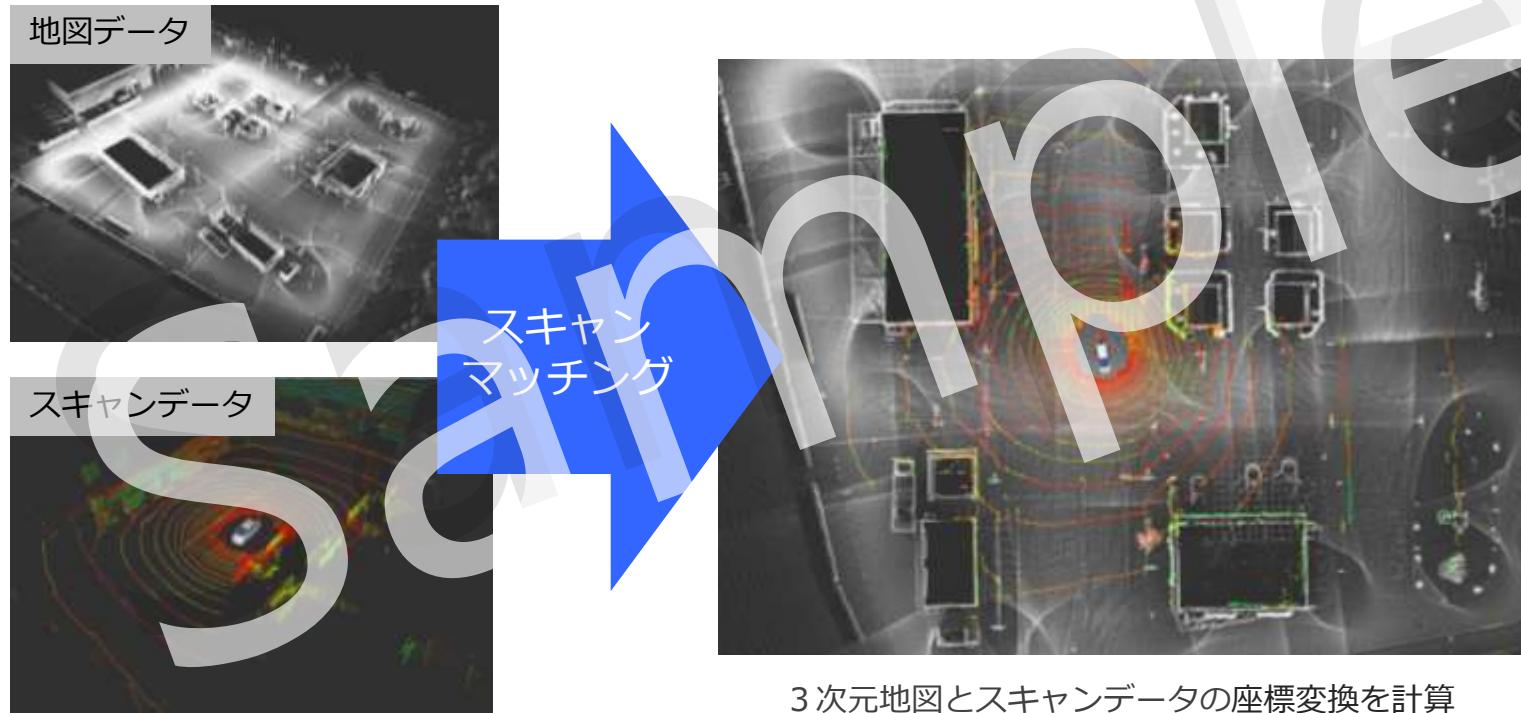
- 信号が受信機に直接届かず、反射物に跳ね返った信号を受信することによって、受信遅延が生じるために発生
- 約 1 ~ 10mの誤差が発生



測位衛星技術株式会社

スキャンマッチング

地図データとスキャンデータがきれいに重なる座標変換を計算し、
地図内の位置・向きを算出



代表的なスキャンマッチングのアルゴリズム

- ICP (Iterative Closest Point) - P.J. Besl et al. (1992)
- 2D-NDT (Normal Distributions Transform) - P. Biber et al. (2003)
- 3D-NDT - E. Takeuchi et al. (2006), M. Magnusson et al. (2007)

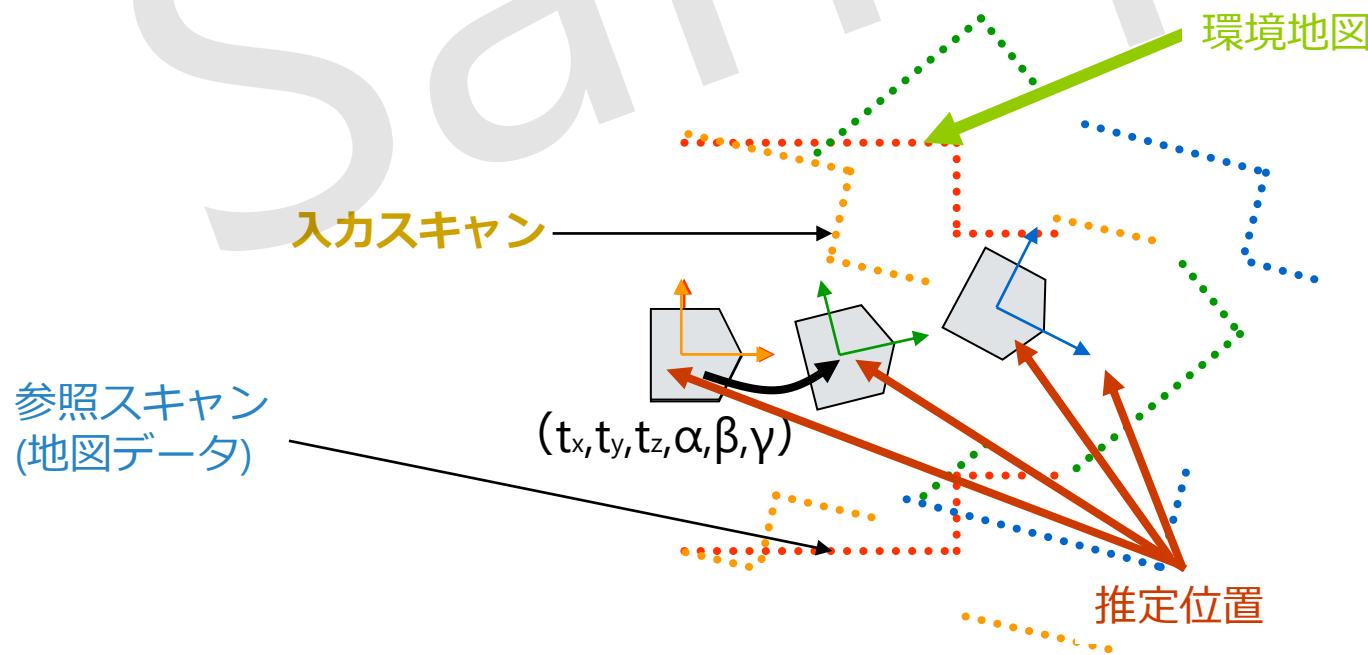
自己位置推定と環境地図作成を同時にを行うこと

Localization (位置推定)

- 地図が与えられている
- 計測値を地図と照らし合わせて位置を特定

Mapping (地図生成)

- 位置が与えられている
- 位置情報に計測値を重ね合わせて地図を作成

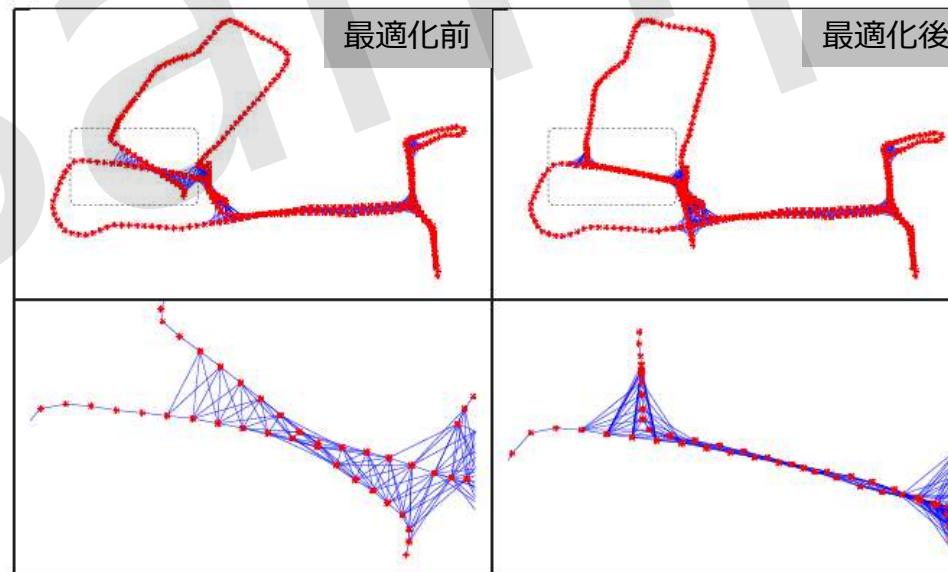


参考 : Graph SLAM

SLAMにおいて、地図の誤差修正、ループクロージングに対応

ノードとノード間の拘束からなるグラフの最適化

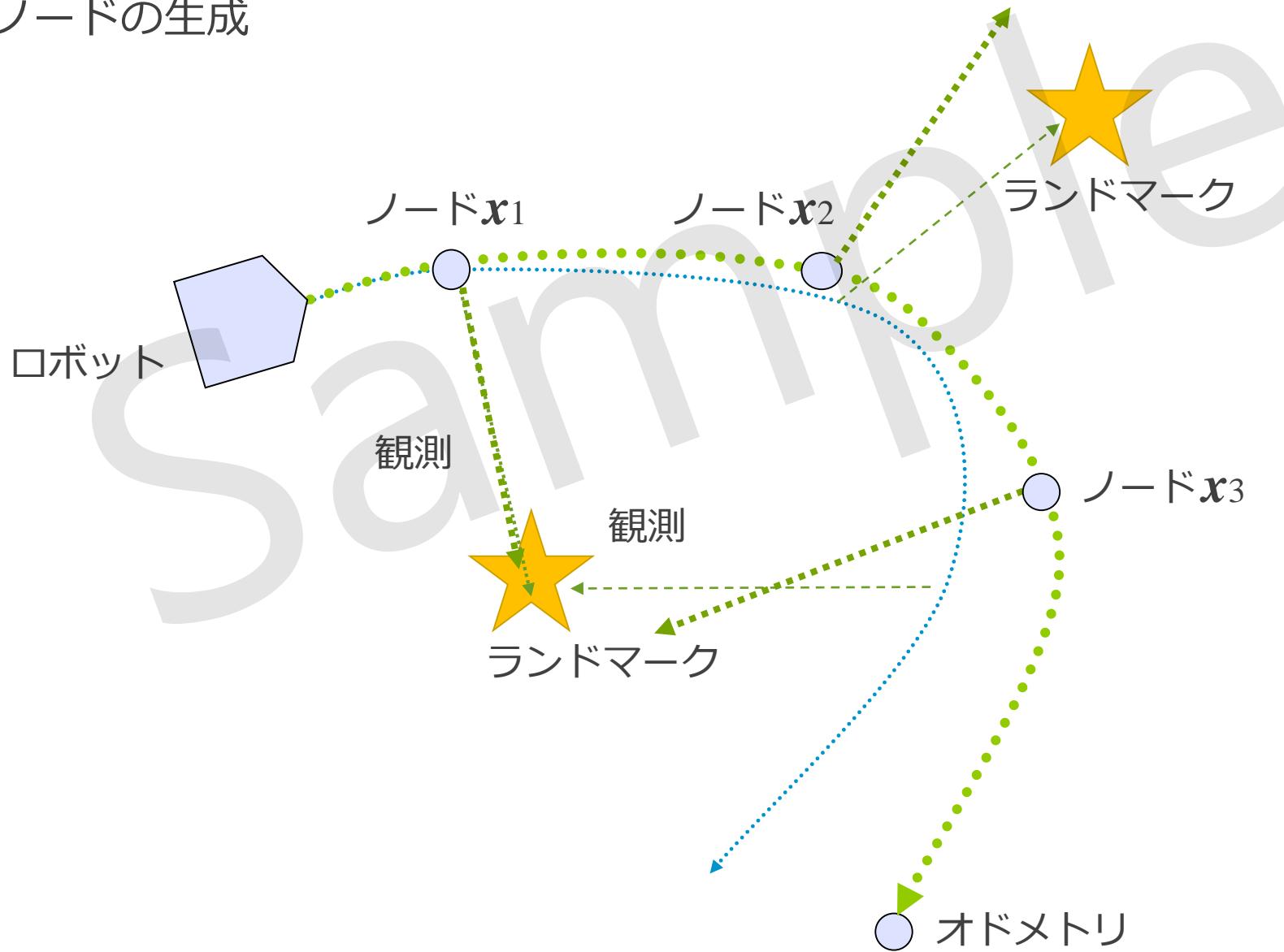
1. ノードの生成
2. ノード間の拘束の生成
3. ノード位置の最適化



Borrmann, D., Elseberg, J., Lingemann, K., Nüchter, A., & Hertzberg, J. (2008). Globally consistent 3D mapping with scan matching. *Robotics and Autonomous Systems*, 56(2), 130-142.

参考 : Graph SLAM

1. ノードの生成

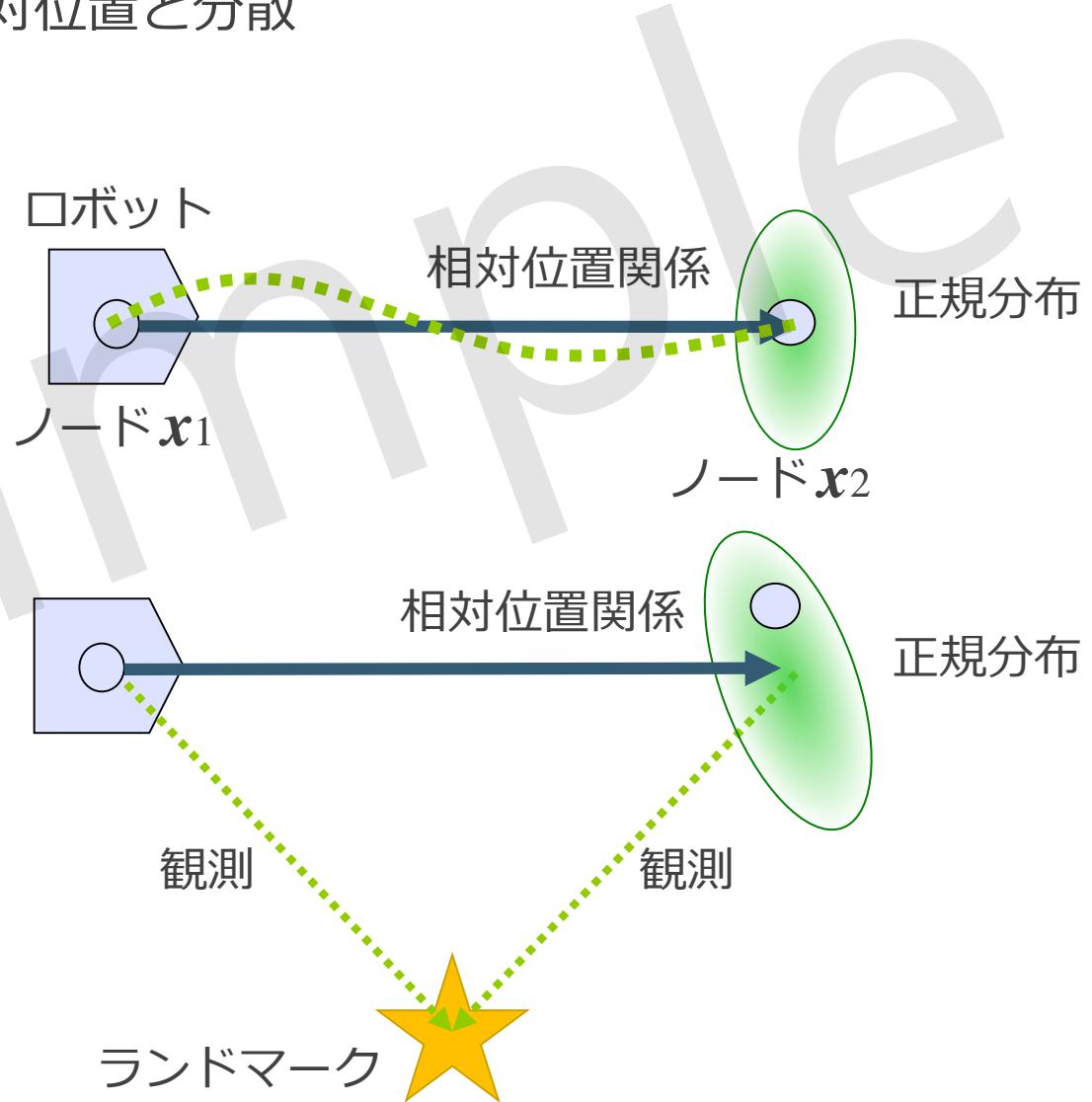


参考 : Graph SLAM

拘束 - 2つのノード間の相対位置と分散

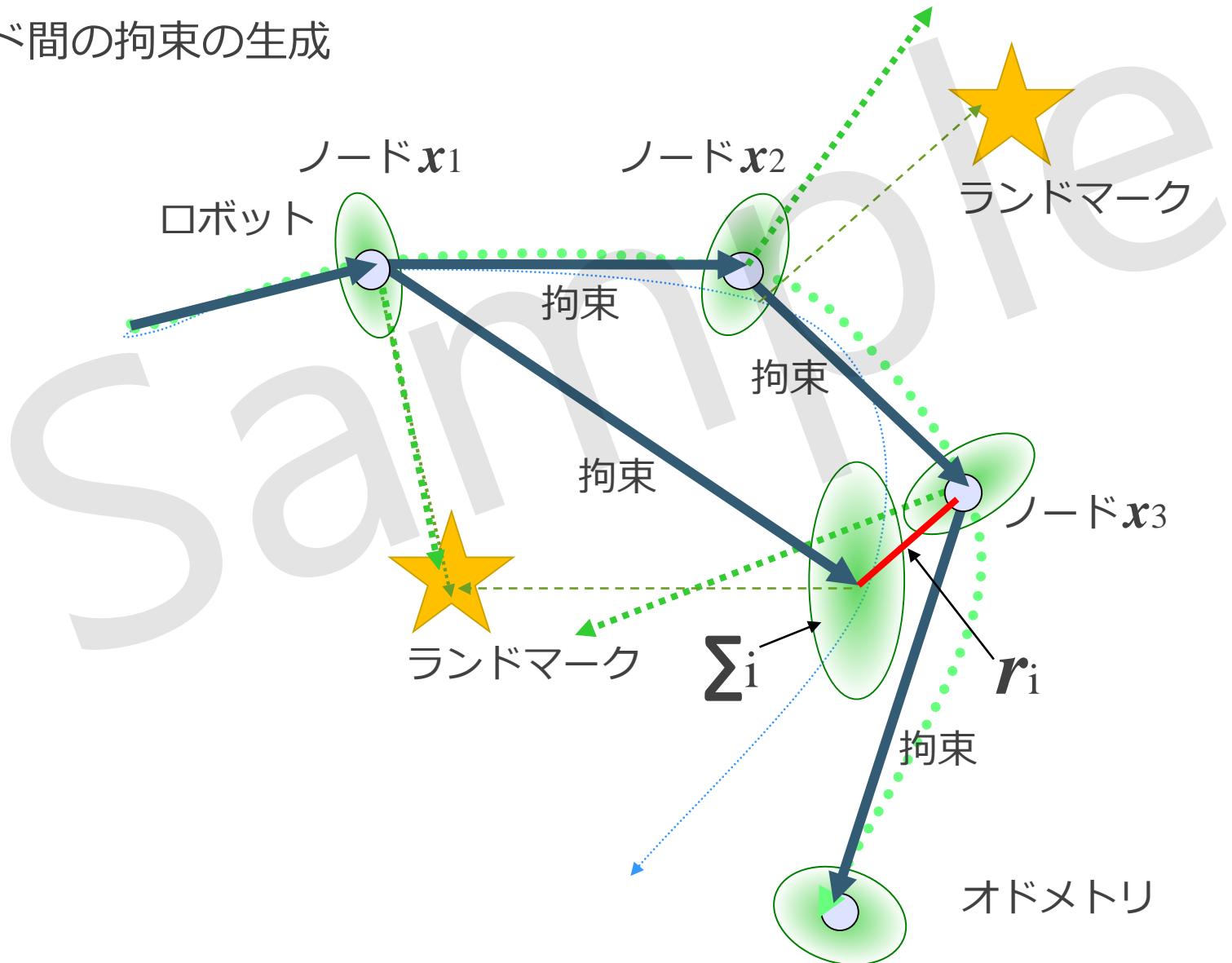
オドメトリでの拘束

ランドマーク観測を
介した拘束



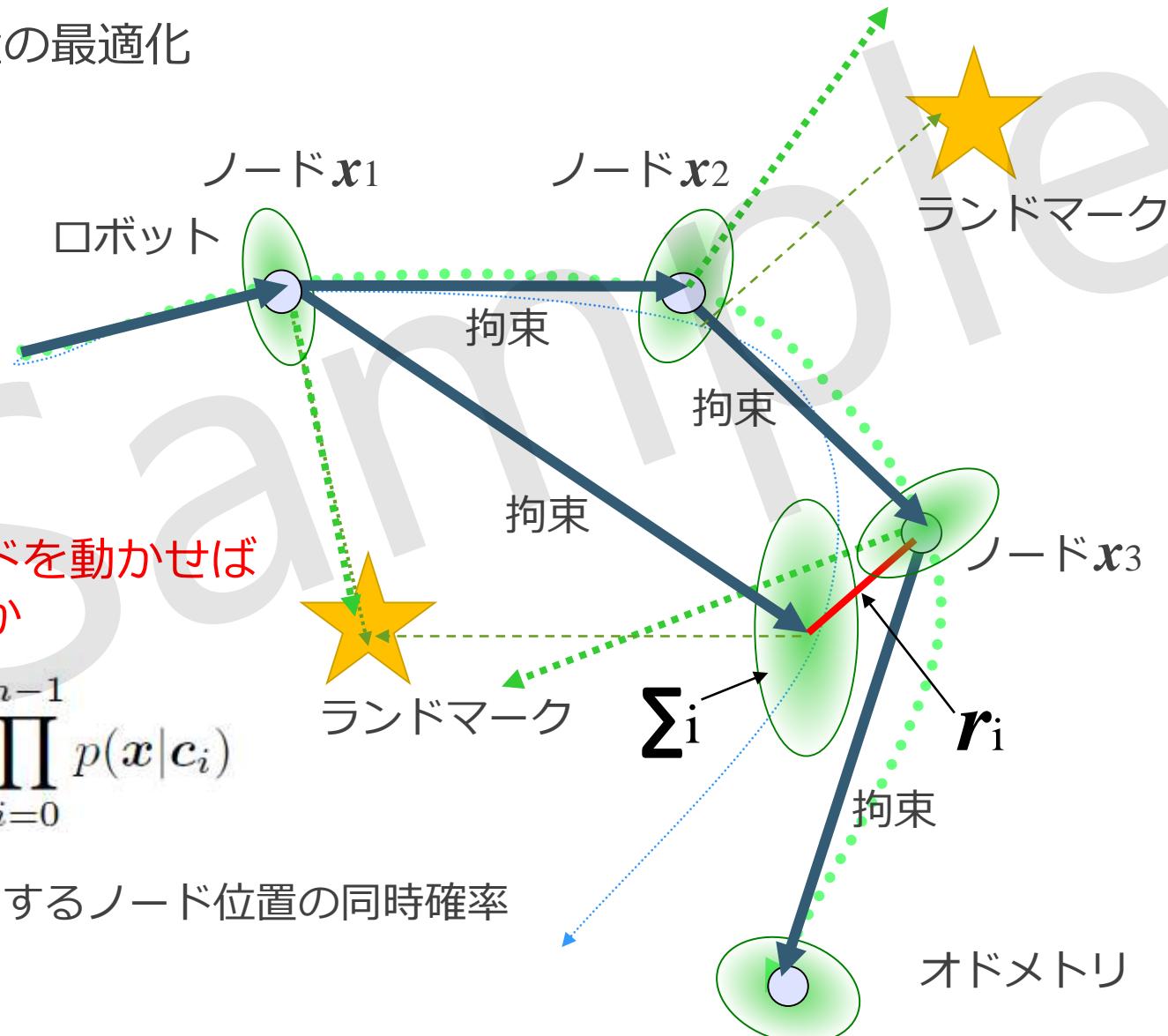
参考 : Graph SLAM

2. ノード間の拘束の生成



参考 : Graph SLAM

3. ノード位置の最適化



参考 : Graph SLAM

3. ノード位置の最適化

どれだけノードを動かせば
拘束を満たすか

$$p(x) = \prod_{i=0}^{n-1} p(x|c_i)$$

全ての拘束に対するノード位置の同時確率

参考 : Graph SLAM

全拘束の同時確率 $p(x) = \prod_{i=0}^{n-1} p(x|c_i)$ を最大化

正規分布を仮定

↓
対数尤度

↓
線形化

↓
極値を求める

$$\prod_{i=0}^{n-1} p(x|c_i)$$

$$p(x) = \prod_{i=0}^{n-1} \exp(-f(x, c_i)^t \Sigma_i^{-1} f(x, c_i))$$

$f(x, c)$ 期待値
との差の関数

$$\log(p(x)) = - \sum_{i=0}^{n-1} f(x, c_i)^t \Sigma_i^{-1} f(x, c_i)$$

$$\log(p(x)) = - \sum_{i=0}^{n-1} (J_i u - r_i)^t \Sigma_i^{-1} (J_i u - r_i)$$

u : 全ノードの
変位量

$$\sum_{i=0}^{n-1} (J_i^t \Sigma_i^{-1} J_i) u = \sum_{i=0}^{n-1} J_i^t \Sigma_i^{-1} r_i$$

A u $=$ b

巨大な連立方程式を解く問題に帰着

Sample

自動運転システムの自己位置推定技術

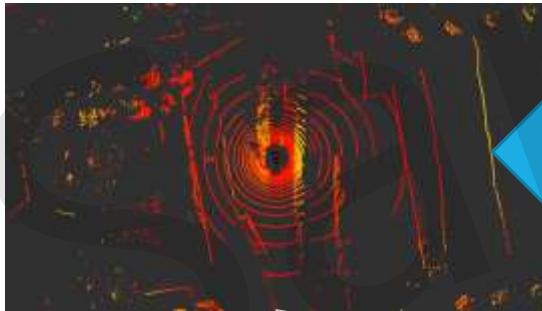
| 第3章：Autoware の自己位置推定システム

1. Autowareの自己位置推定
2. Autowareでの位置推定の実装

Autowareの自己位置推定システム

Autowareの自己位置推定の特徴

- ✓ 高精度3次元地図+LIDARのスキャンデータのNDTスキャンマッチング
- ✓ 高精度(誤差約10cm以内)かつ高速(リアルタイムに動作)
- ✓ 各種LIDAR対応(Velodyne HDL-64E/32E, VLP-16, Hokuyo 3D-URG)
- ✓ GNSSやIMUは補助的に使用(無くても可)



LIDARのリアルタイムデータ

NDT
Scan Matching



高精度3次元地図は、Autoware PCに保存



GNSS/IMUも補助的に使用可能



高精度 3 次元地図

屋外の3次元情報を取得

- ポイントクラウド地図

- ✓ 3次元座標(緯度・経度・標高)
- ✓ RGB値

- ADAS地図 - 点群地図から地物を抽出

- ✓ 信号、路面標示 etc.

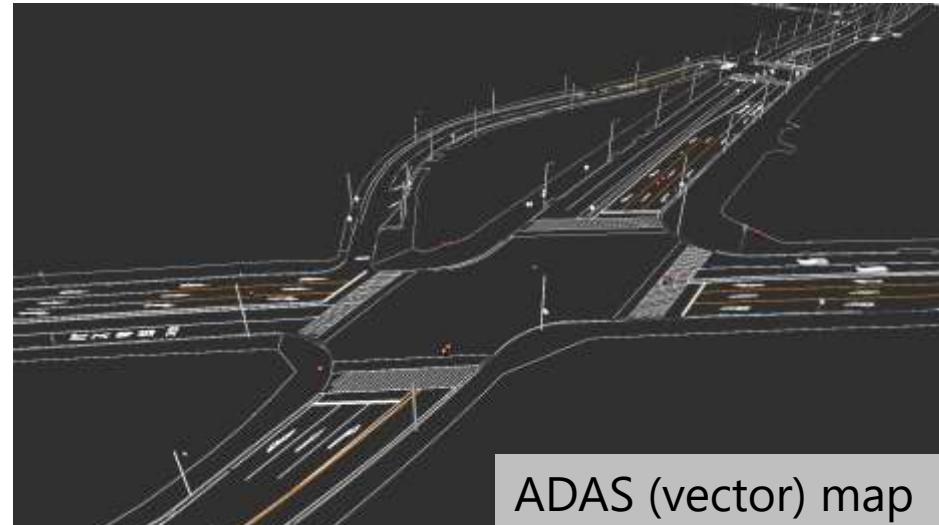
MMS - Mobile Mapping System



<http://www.whatmms.com/whatmms>



pointcloud map



ADAS (vector) map

高精度 3 次元地図



提供:アイサンテクノロジー株式会社
国立大学法人 名古屋大学

レーザーを対象物に照射し、散乱光を測定することにより、
対象物までの距離(や性質)を取得



対象物までの距離、位置、反射強度を取得

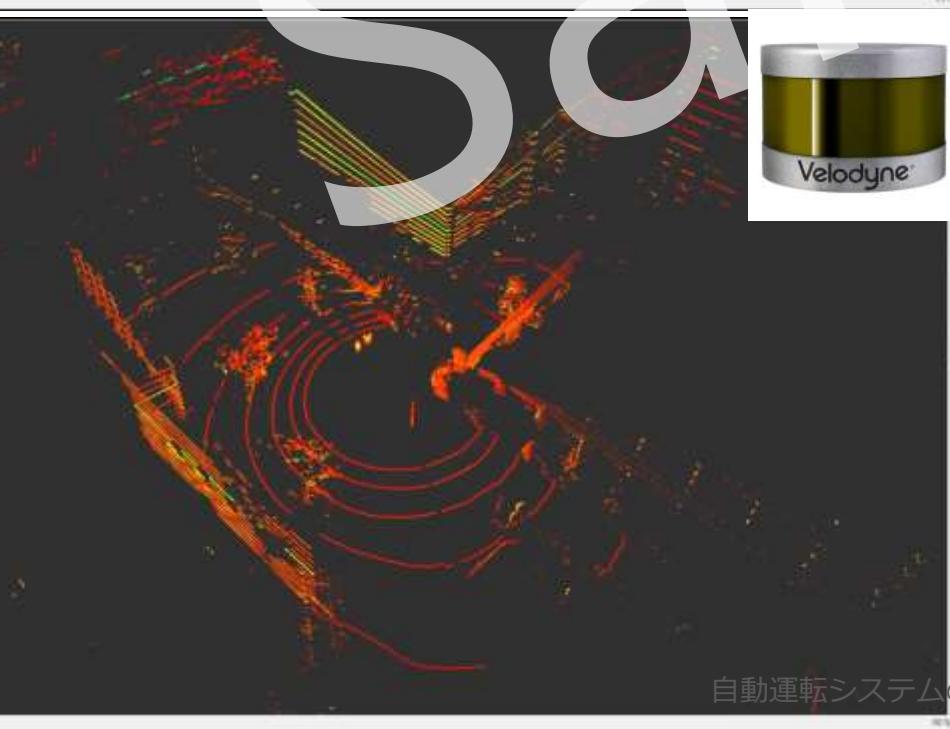
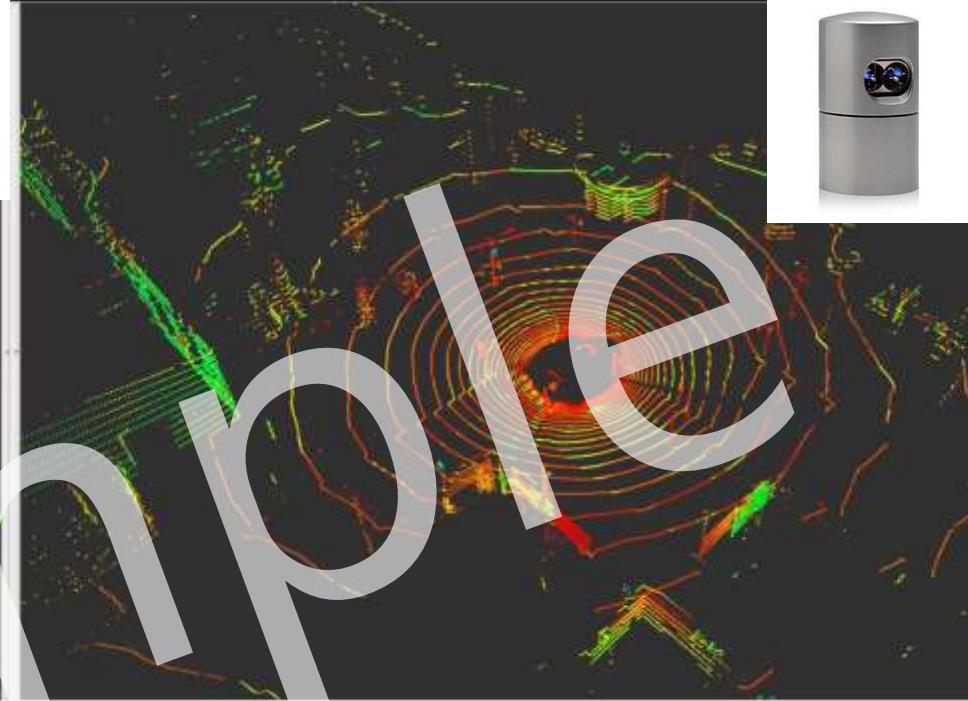
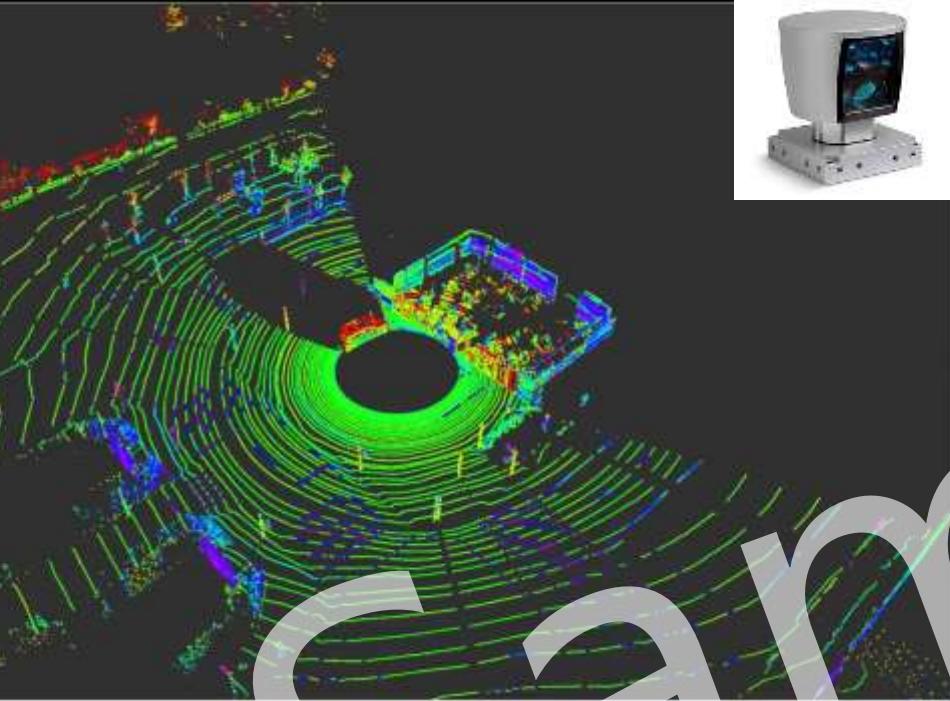
※ Rader – Radio Detection and Ranging レーザーではなく電波（波長が長い）を用いる

Autowareで動作可能なLIDAR

(2016年10月現在)

				
	Velodyne HDL-64e	Velodyne HDL-32e	Velodyne VLP-16	Hokuyo 3D-URG
測定距離	~120m	~70m	~100m	~50m
水平視野角		360°		210°
垂直視野角	26.8° (+2°~-24.33°)	41.3° (+10.67°~-30.67°)	30° (+15°~-15°)	40° (+35°~-5°)
測定 ポイント数	1,333,000 ポイント/秒	700,000 ポイント/秒	300,000 ポイント/秒	10,360 ポイント/秒
価格	\$80,000	\$30,000	\$8000	\$5,000

sample



NDT スキャンマッチング

NDT – Normal Distributions transform

NDT スキャンマッチングのアルゴリズム

1. モデルを一定の大きさのセルに分割
2. 各セルの平均・分散を計算

平均

$$q = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k$$

分散

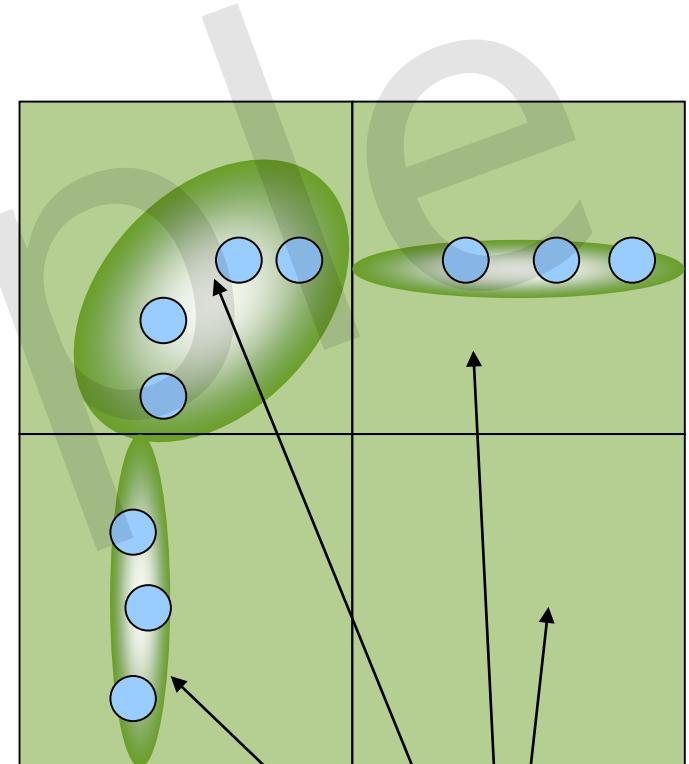
$$\mathbf{C} = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (x_k - q)(x_k - q)^T$$

確率密度関数
(PDF*)

$$p(x) = \frac{1}{c} \exp\left(-\frac{(x - q)^T \mathbf{C}^{-1} (x - q)}{2}\right)$$

n : セル内に含まれるポイント数

$x_{k=1, \dots, n}$: セル内に含まれるポイント



セル (NDボクセル)

* Probability Density Function

NDT スキャンマッチング

3. 入力スキャンの各点に対応する要素を求める
4. 評価値を計算
5. ニュートン法により、入力スキャンの座標変換値を更新

評価関数

$$s(\mathbf{p}) = - \sum_{k=1}^n p(T(\mathbf{p}, \mathbf{x}_k))$$

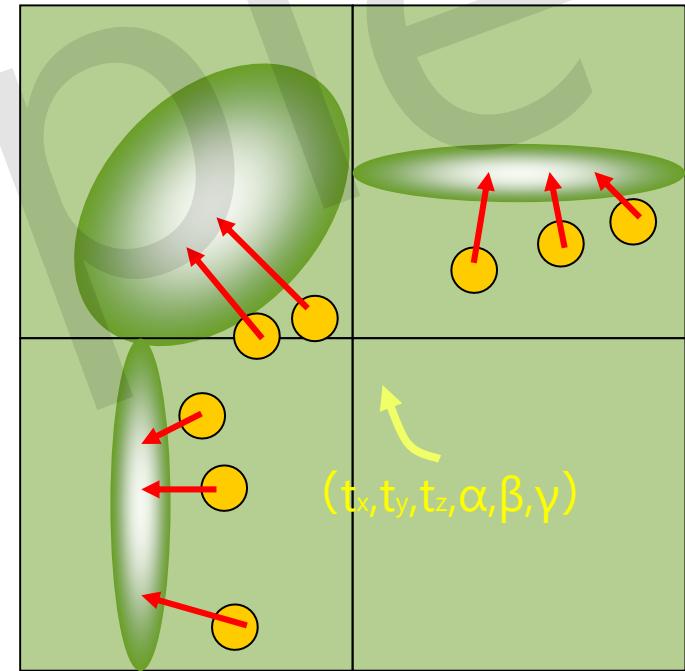
n : セル内に含まれるポイント数

\mathbf{p} : 位置・姿勢

$\mathbf{x}_{k=1, \dots, n}$: セル内に含まれるポイント

$T(\mathbf{p}, \mathbf{x}_k)$: 座標変換後のポイント

6. 3-5 を収束するまで繰り返し



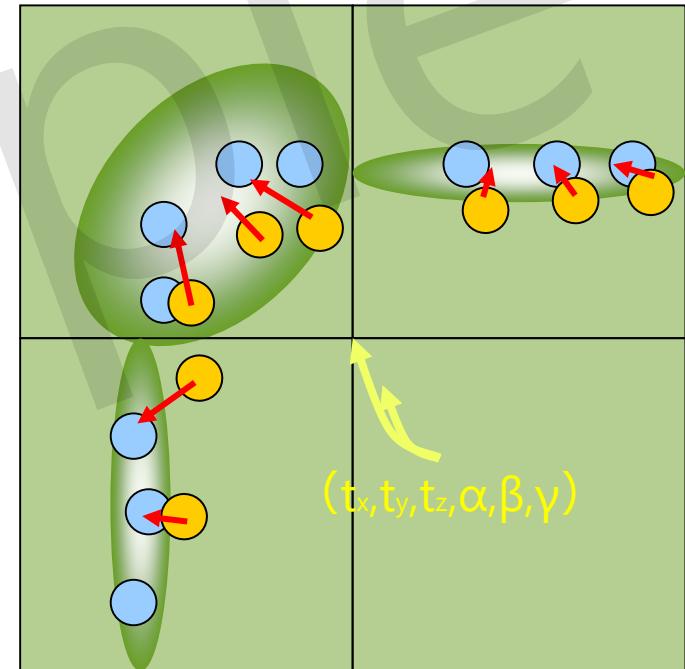
NDT スキャンマッチング

3. 入力スキャンの各点に対応する要素を求める
4. 評価値を計算
5. ニュートン法により、入力スキャンの座標変換値を更新

評価関数

$$s(\mathbf{p}) = - \sum_{k=1}^n p(T(\mathbf{p}, \mathbf{x}_k))$$

6. 3-5を収束するまで繰り返し



計算量：スキャンデータに依存（地図データに依存しない）

Takeuchi Eijiro, and Takashi Tsubouchi.

"A 3-D scan matching using improved 3-D normal distributions transform for mobile robotic mapping." Intelligent Robots and Systems, 2006 IEEE/RSJ International Conference on. IEEE, 2006.

(補足) ICP スキャンマッチング

ICP – Iterative Closest Point

ICPスキャンマッチングのアルゴリズム

1. 2つのスキャンの最近傍点 (Nearest Neighbor) を求める
2. NN間の距離の和を最小化
 - 評価関数を最小化する座標変換 (T (並進), R (回転)) を反復的に計算

地図・スキャン全ての点について計算

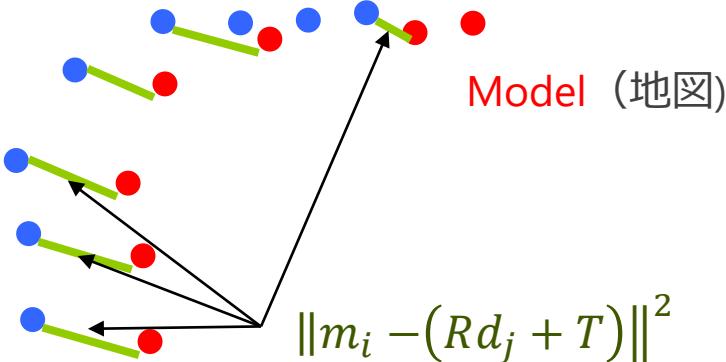
iとjが対応点であれば $w_{ij}=1$ 、対応点でなければ $w_{ij}=0$

$$E(R, T) = \sum_{i=1}^{N_m} \sum_{j=1}^{N_d} w_{ij} \| \mathbf{m}_i - (R\mathbf{d}_j + T) \|^2$$

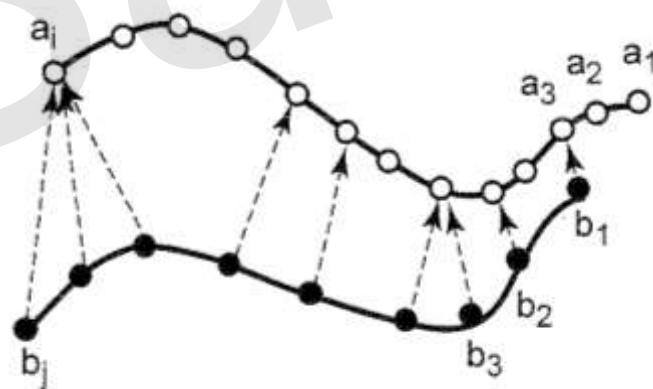
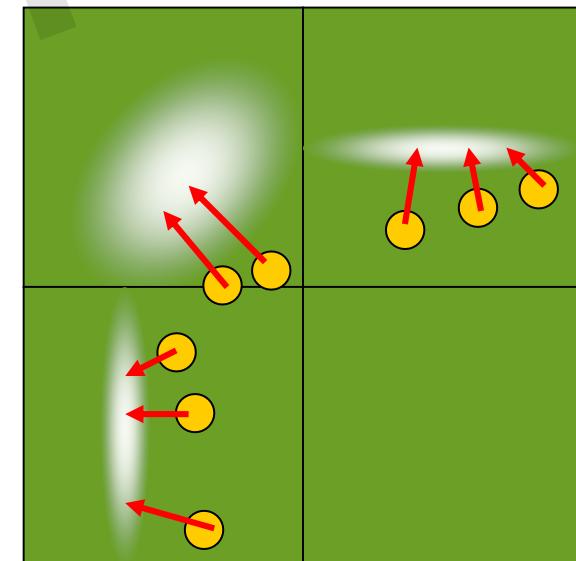
NN間の距離(の2乗)

座標変換後のスキャン

並進: T 回転: R



(補足) ICPとNDTの比較

	ICP (Iterative Closest Points)	NDT (Normal Distributions Transform)
計算量 M: 地図 N: スキャン	$O(MN)$ ($O(N \log M)$ – KD-treeを用いた場合) 地図とスキャンのポイント数に依存	$O(N)$ 地図のポイント数には依存しない
アルゴリズム	最近傍点間の2乗和を最小化	地図空間を正規分布で近似し、入力スキャンの対応要素を探索
		

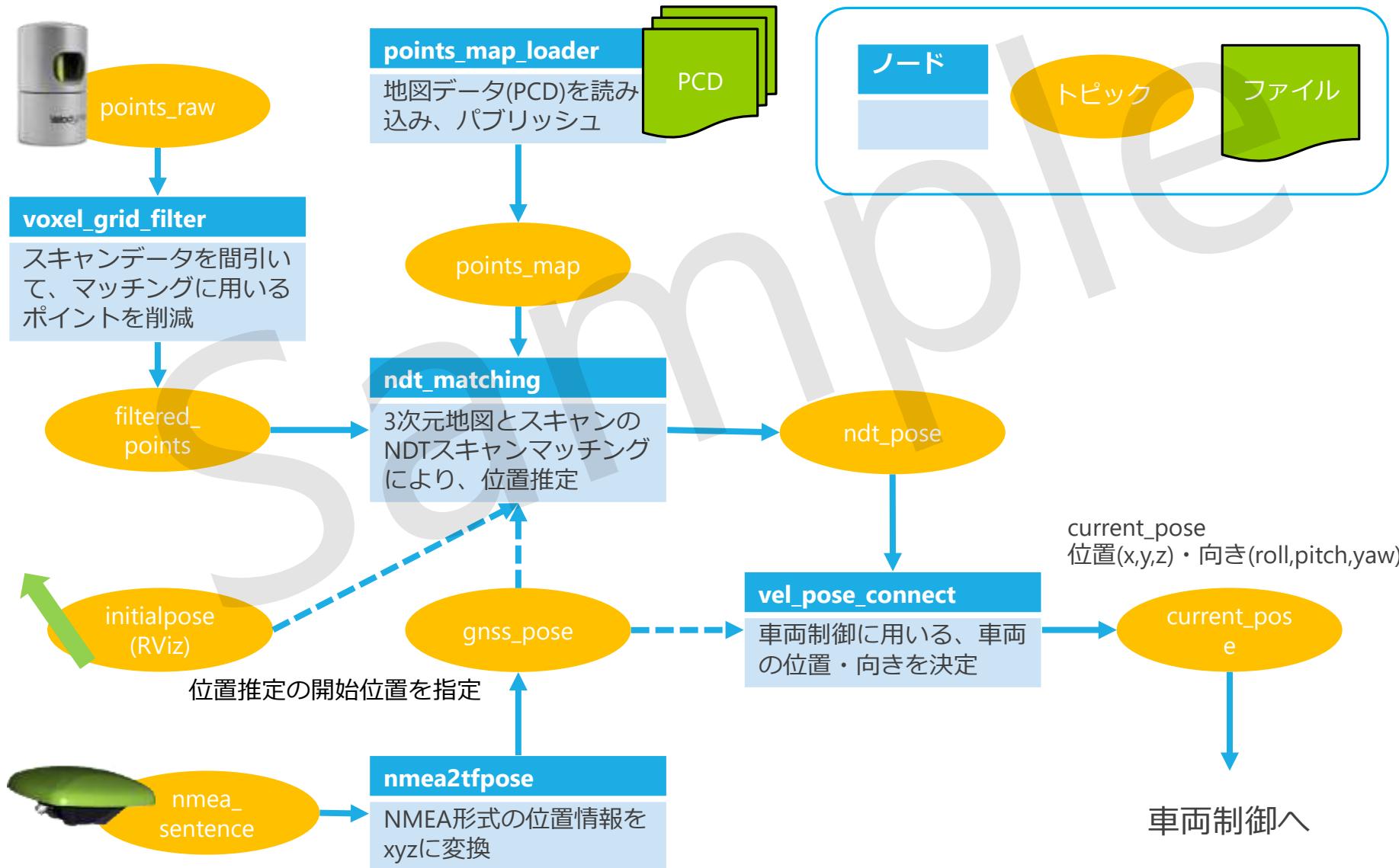
Sample

自動運転システムの自己位置推定技術

| 第3章：Autoware の自己位置推定システム

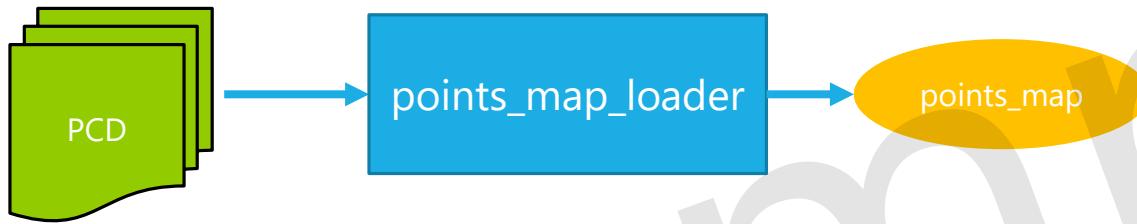
1. Autowareの自己位置推定
2. Autowareでの位置推定の実装

ノード構成 全体図



Points_Map_Loader

(複数の) PCDファイルを読み込み、points_mapトピックにパブリッシュ



PCD (Point Cloud Data) フォーマット

- PCL の標準フォーマット
- 多様な形式をサポート
XYZ型, XYZRGB型 (XYZ+色) ,
XYZI型 (XYZ+反射強度) , etc.
- ASCII / Binary の2種類
Binary は ASCII より保存・読み込みが高速

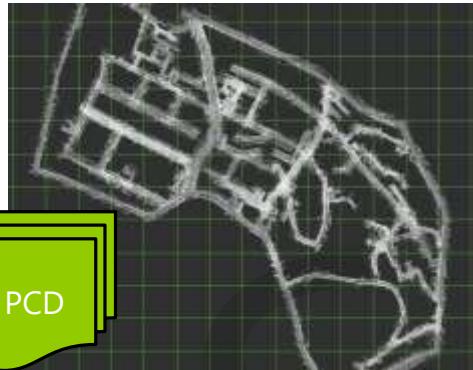
```
# .PCD v0.7 - Point Cloud Data file format
VERSION 0.7
FIELDS x y z rgb
SIZE 4 4 4 4
TYPE F F F F
COUNT 1 1 1 1
WIDTH 299939
HEIGHT 1
VIEWPOINT 0 0 0 1 0 0 0
POINTS 299939
DATA ascii
-92770.922 -16333.243 109.088 2.3509886e-38
-92771.492 -16331.994 108.753 1.2471689e-38
-92771.805 -16332.02 108.843 6.0849158e-39
-92772.094 -16332.278 109.014 6.1893938e-39
-92772.375 -16332.604 109.211 1.9345711e-38
-92772.727 -16332.418 109.229 9.120906e-39
...
```

The image shows a sample PCD file content. Brackets on the right side group the data into sections: 'ヘッダ (形式、データ数など)' groups the header lines, and 'データ (1行1ポイント)' groups the data points themselves.

Points_Map_Loader

地図データの部分読み込み

自車位置周辺のPCDファイルのみをパブリッシュし、表示処理の軽量化



PCDファイル：1つのPCDは100m×100m

current_poseとarealistsファイルから、自車周辺に対応するPCD
ファイルを探索
周辺何メートル読み込むかは指定可能 (1×1, 3×3, 5×5, 7×7)

points_map_loader

points_map

arealists.txt
filename, min_x,y,z,
max_x,y,z
...

arealistsファイル：PCDファイル名と
xyz座標の最小値・最大値

current_pose

current_pose：
ndt_matchingやcurrent_poseから得られる自車位置



Voxel_Grid_Filter

LIDAR のスキャンデータをダウンサンプリング

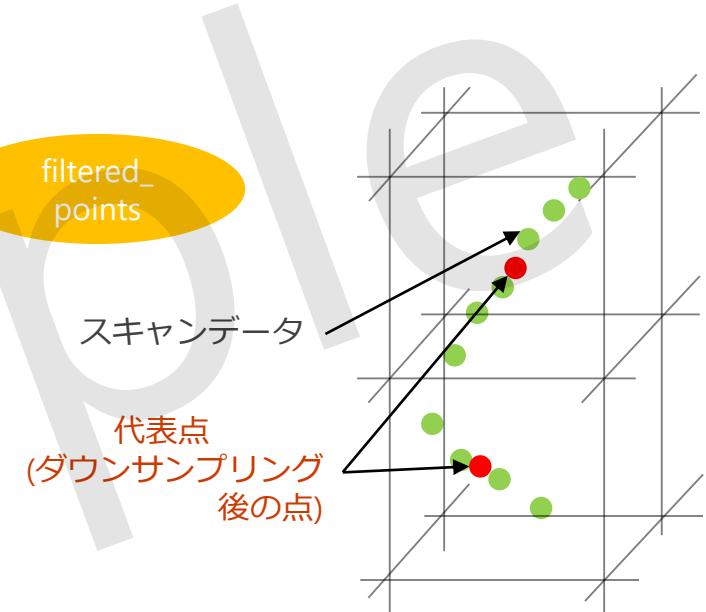


points_raw



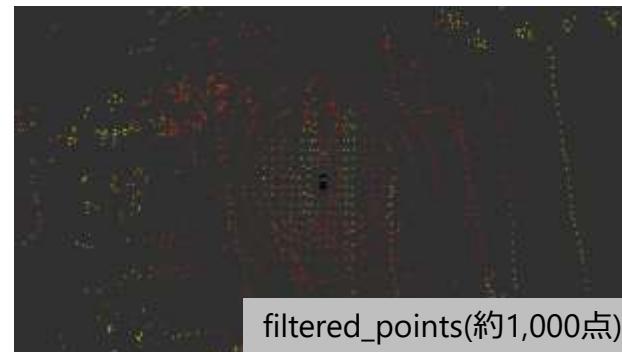
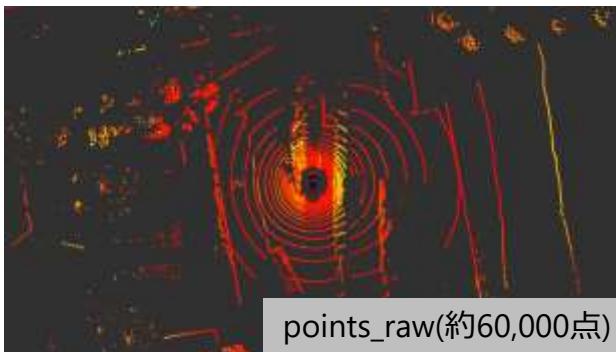
filtered_points

- ✓ スキャンデータを一定の大きさのボクセルに分割
- ✓ 各ボクセルに属するポイントの重心1点に置き換え



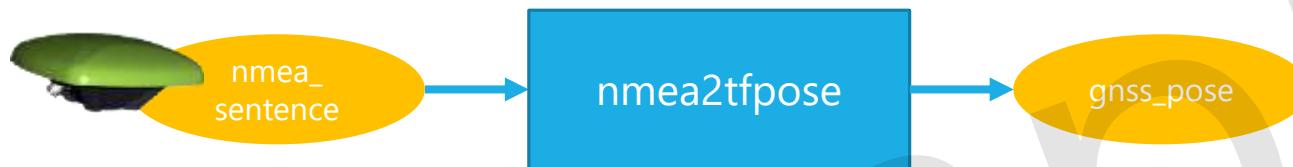
ダウンサンプリングを行う理由

- ✓ ポイント数を削減して、マッチング計算の高速化
- ✓ 地図にない未知物体(他車両など)のマッチングへの影響緩和



nmea2tfpose

GNSSで取得されるNMEAセンテンス（緯度・経度・標高）をXYZに変換



*NMEA (National Marine Electronics Association) フォーマット

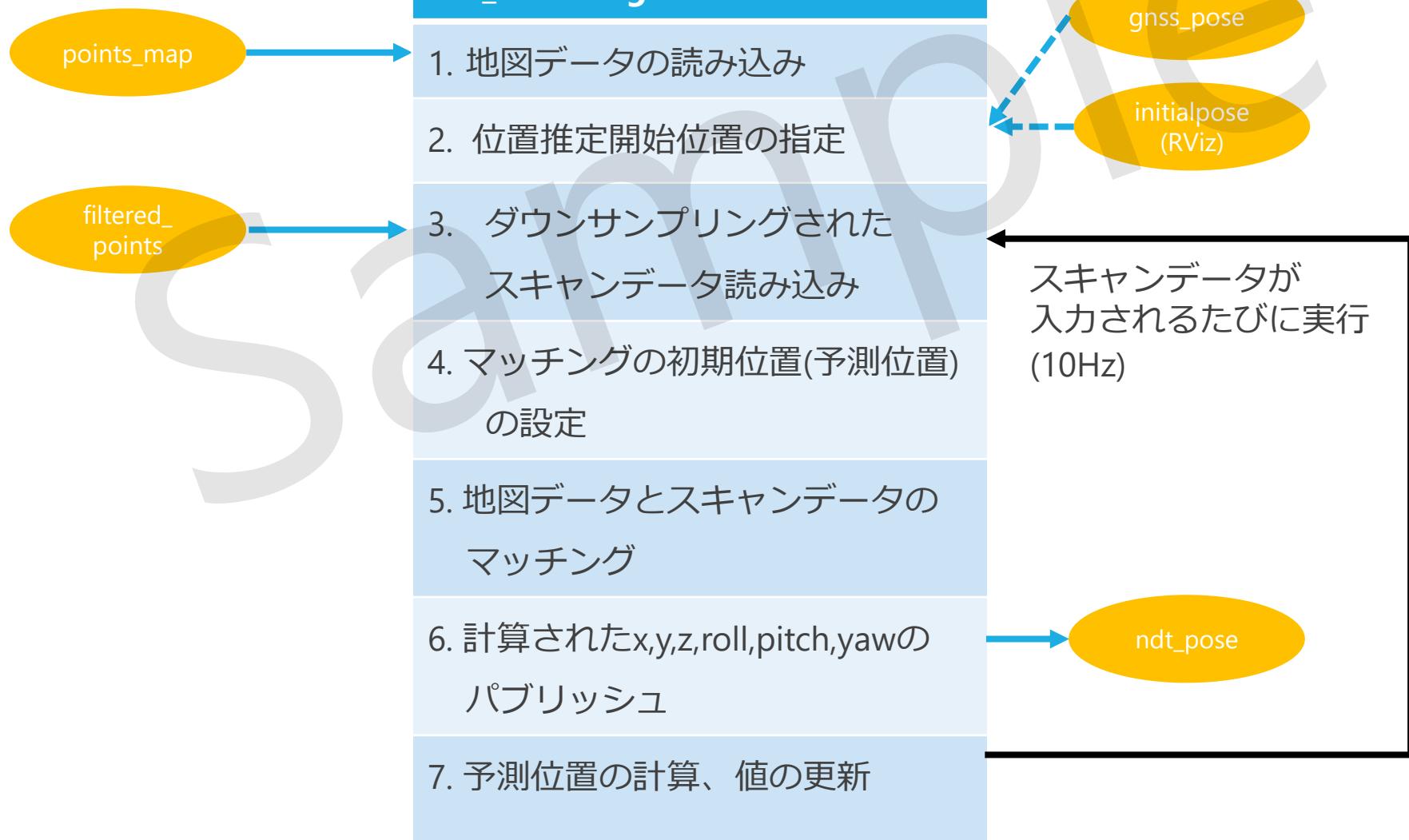
- ✓ 時刻、緯度・経度、測位品質、衛星数、衛星ID等が分かる

\$GPGGA, 052953.000, 3538.9921, N, 13924.1102, E, 1, 8, 1.12, 133.6, M, 39.3, M, , * 51
緯度 経度 卫星数

\$GPGSA, A, 3, 25, 12, 14, 22, 18, 09, 27, 15, . . ., 1.44, 1.12, 0.91 * 09
測位利用衛星ID

NDT_MATCHING

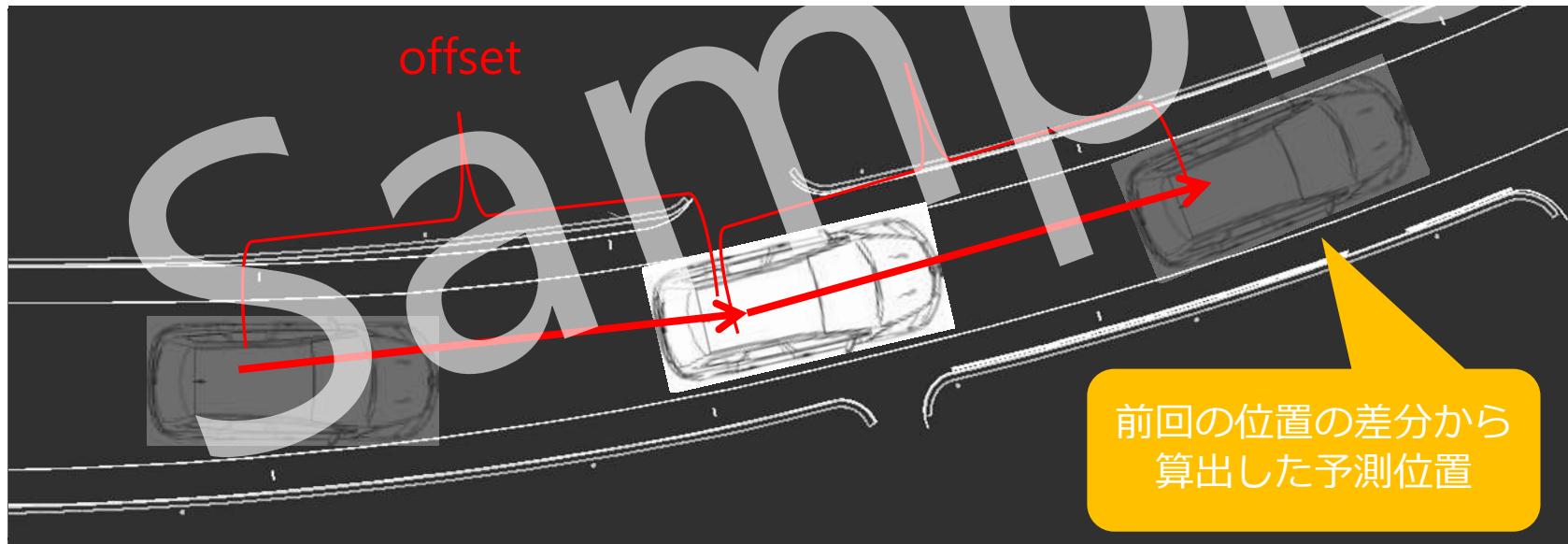
3次元地図とLIDARのスキャンデータのNDTスキャンマッチングにより、
車両の位置を推定



NDT_MATCHING

マッチング探索範囲の限定

- スキヤンマッチングは、精度の良いマッチング初期位置を与えることで、収束までの反復計算を減らすことが可能
→過去2スキャンで得られた位置・向きの差分から、次のスキャンのマッチングの位置・向きを線形補間することで予測



t-1	t	t+1
previous_pose	current_pose $offset = current_pose - previous_pose$	$predict_pose = current_pose + offset$

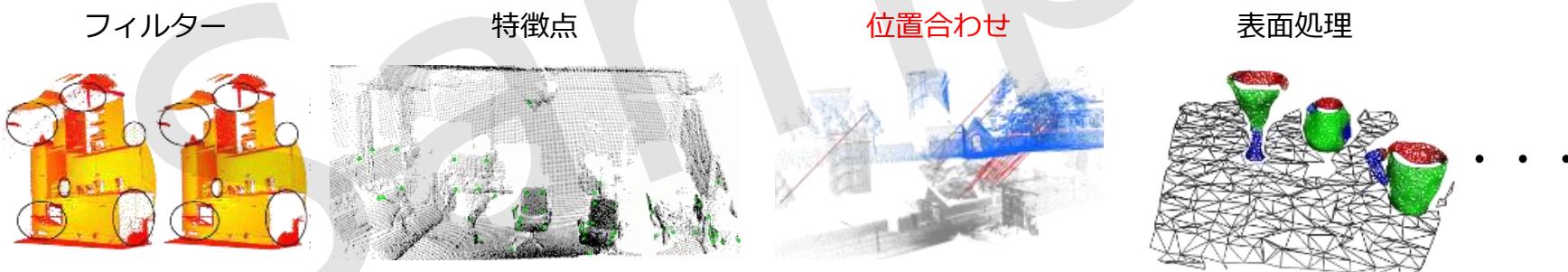
参考： PCL



PCL – pointcloudlibrary

ndt_matching 等の実装には PCL の関数を使用

- 2次元 / 3次元点群処理のためのオープンソースなライブラリ、ツール群
- ROSと強力な連携
- 様々な点群処理の機能をサポート



例：ndt_matching.cpp (一部)

```
#include <pcl/registration/ndt.h>

static pcl::NormalDistributionsTransform<pcl::PointXYZ, pcl::PointXYZ> ndt;

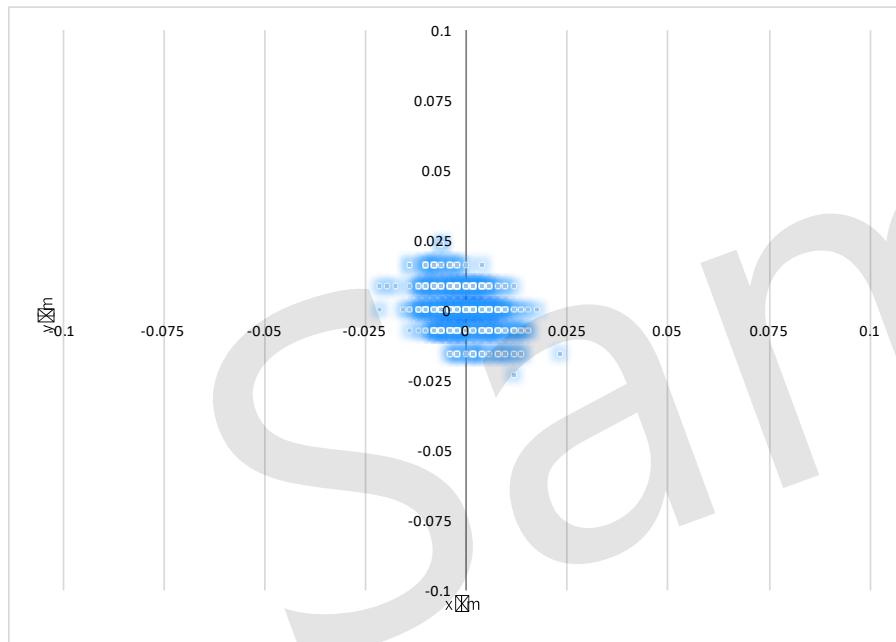
ndt.setInputTarget(map_ptr); // 地図データの読み込み
ndt.setInputSource(filtered_scan_ptr); // スキャンデータの読み込み
ndt.align(output_cloud, init_guess); // マッチング計算
```

位置推定の様子

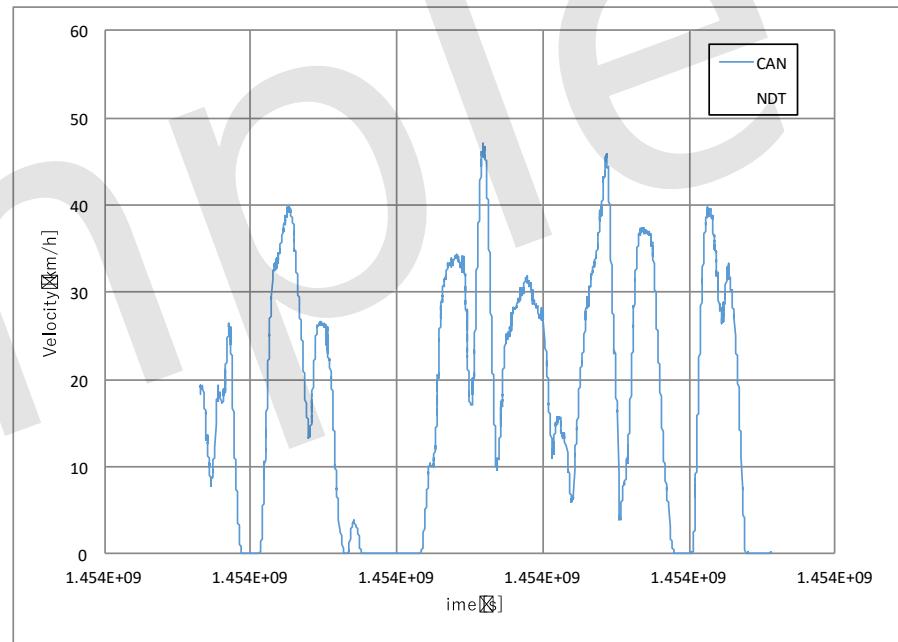


Ndt_matching 評価

位置推定精度 - 10cm以内



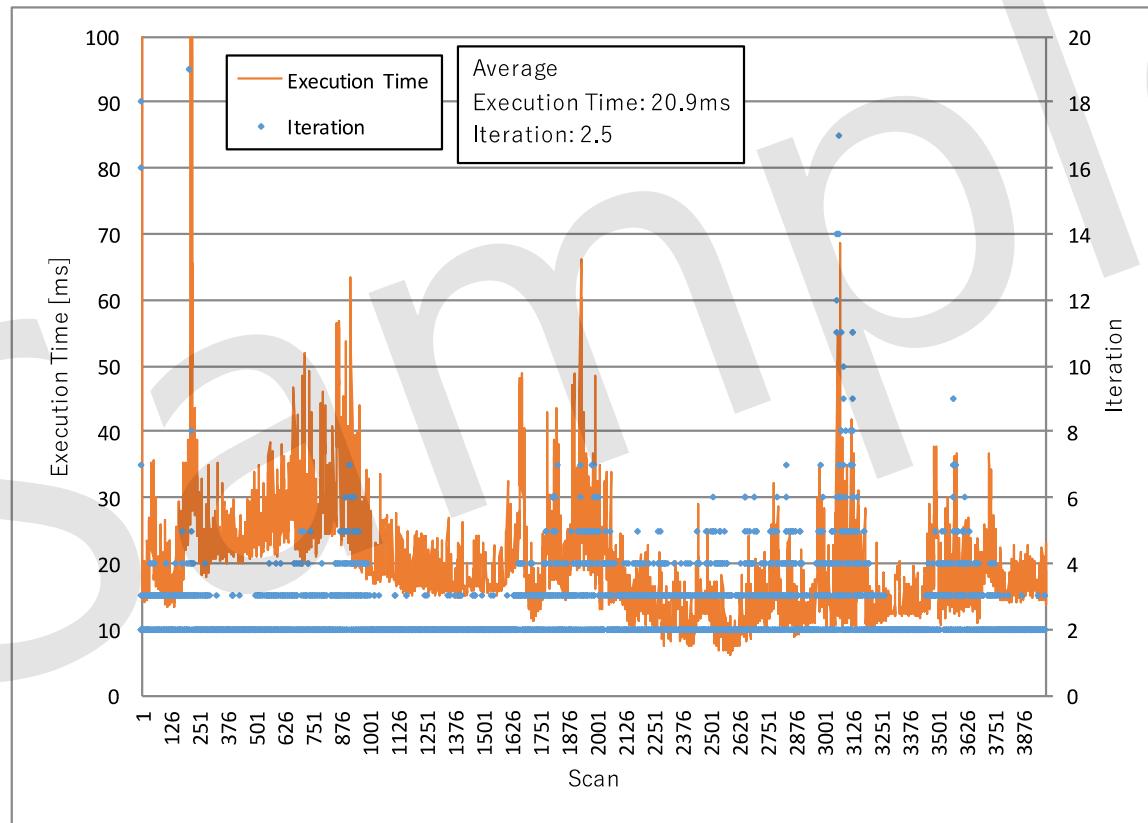
停車時の推定位置の分散
- xyともに5cm以内に収まっている



CANから得られる速度とNDTによる位置推定から計算される速度の比較
- NDTによる位置推定が正確なため、車速も正確に計算可能

Ndt_matching 評価

計算時間 – 30ms以内 (LIDARの計算間隔内での計算が可能)



位置推定の計算時間と計算収束までのイテレーション数の推移
(横軸: スキャン、縦軸: 計算時間)

- 走行の最中、各スキャンに対して 100ms以内の位置推定が可能

Sample

自動運転システムの自己位置推定技術

| 第4章：まとめ

まとめ (1/2)

●自己位置推定とは

- 自動運転の位置推定システムには精度・リアルタイム性・ロバスト性が求められる

●車両の自己位置推定手法

➤デッドレコニング

- IMUやホイールエンコーダを用いた逐次的位置推定
- 誤差の蓄積が問題 -> デッドレコニング単体では位置推定が困難

➤GNSS

- 各国の測位システム、衛星群
- マルチパスにより1~10m程度の誤差

➤スキャンマッチング

- 地図データとLIDARのスキャンデータのマッチング
- 高精度な地図データが不可欠

まとめ (2/2)

●Autowareの位置推定システム

➤ 高精度3次元地図

- MMS (Mobile Mapping System) により計測
- ポイントクラウド地図/ADAS地図

➤ LIDAR

➤ NDTスキャンマッチング/ICPスキャンマッチング

- ICPは地図のデータ量、スキャンのデータ量に依存するが、NDTはスキャンのデータ量のみに依存

➤ ノード構成

- 各機能毎にノード化 points_map_loader/voxel_grid_filter/nmea2tfpose/ndt_matching
- 精度・計算時間評価 - 自動運転に必要な精度・リアルタイム性を満足



Sample

自動運転システムの自己位置推定技術

Appendix

参考文献

- 測位衛星技術株式会社 「GNSSの基礎知識」 Version 1.0 http://gnss.co.jp/gnss_basic
- Borrmann, Dorit, et al. "Globally consistent 3D mapping with scan matching." *Robotics and Autonomous Systems* 56.2 (2008): 130-142.
- P. J. Besl and H. D. McKay, "A method for registration of 3-D shapes," in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, no. 2, pp. 239-256, Feb 1992.
- Biber, Peter, and Wolfgang Straßer. "The normal distributions transform: A new approach to laser scan matching." *Intelligent Robots and Systems, 2003.(IROS 2003). Proceedings. 2003 IEEE/RSJ International Conference on*. Vol. 3. IEEE, 2003.
- Takeuchi, Eijiro, and Takashi Tsubouchi. "A 3-D scan matching using improved 3-D normal distributions transform for mobile robotic mapping." *2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. IEEE, 2006.
- Magnusson, Martin, Achim Lilienthal, and Tom Duckett. "Scan registration for autonomous mining vehicles using 3D-NDT." *Journal of Field Robotics* 24.10 (2007): 803-827.
- Point Cloud Library <http://pointclouds.org/>