

車両相対位置計測装置のための内蔵測距センサのクラスタリングによる学習データ転用の研究

47186828 叶 其緯
指導教員 福井 類 准教授

Recently, car-sharing services have been attracting attention. We have proposed a platooning system for reducing vehicle distributors. The platooning system uses a measurement device embedded with low-cost infrared range sensors for measuring the relative position between vehicles. The relative position is acquired from training data. However, preparing training data takes substantial long time. This study proposes a sensor clustering method that selects sensors of similar output characteristics. A set of training data can be used repetitively to all relative position measurement devices embedded with sensors that have similar output characteristics. The experiment for evaluating the effective of the training data re-use reveals that there is a room for improving the sensor clustering method.

Key Words: Sensor clustering, Infrared range sensor, Calibration device, Platooning, Automobile

1 緒言

ワンウェイ型カーシェアリングの配車人員削減のアプローチとして、我々の研究グループでは隊列走行システムを提案している。これは図 1(a) に示すように有人の先頭車両を無人の後続車が追従するシステムである。車両相対位置の計測は、図 1(b) に示す先導車のピンと後続車のリングで構成される車両相対位置計測装置により行う。先行研究¹⁾で車両相対位置計測装置を開発し、5 種類のコース²⁾: 定常円巡回コース; 車線乗り移りコース; スラロームコース; パルス操舵コース; 加速発進コースで 4 台の後続車が追従できることを、HILS (Hardware-in-the-loop simulation) 実験で証明した。

車両相対位置を実測する前に、各ピン・リングの相対位置での内蔵距離センサの距離データを取得し、ピン・リングの相対位置と距離データを紐付けたデータを学習データとする。図 2 に示す実測では、走行中の距離センサのデータを引数として、学習データからピン・リングの相対位置を計算する。しかし、学習データの作成は約 8 時間を要し、計測装置量産の障害となる。そこで、本研究は一度作成した学習データを別の車両相対位置計測装置へ転用可能とするためのセンサクラスタリング手法を提案し、その性能を評価する。

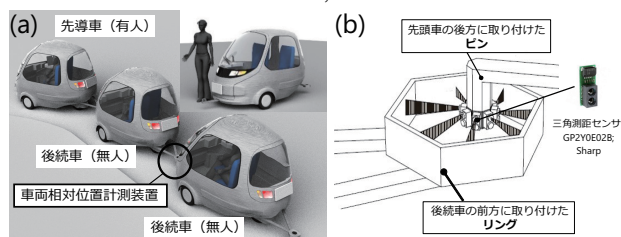


Fig.1 (a) 隊列走行の概念図 (b) 車両相対位置計測装置

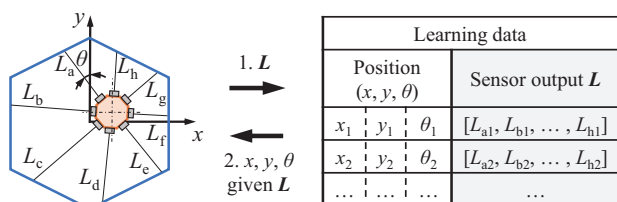


Fig.2 ピン・リング相対位置の実測

2 学習データ転用のためのセンサクラスタリング

2.1 センサクラスタリングの概要

車両相対位置計測装置に使用している三角測距センサの出力は図 3 に示す計測物との距離 l と計測物の傾き φ に影響される。 l と φ の影響 $x = f(l, \varphi)$ をセンサの出力特性とする。ここで x はセンサデータである。学習データを直接別の車両相対位置計測装置に転用できない原因は、個々のセンサの出

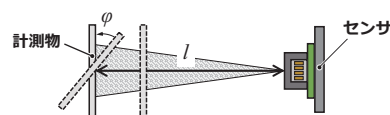


Fig.3 計測物との距離 l と計測物の傾き φ

力特性が異なるからである。学習データを転用する際に図 2 の (x, y, θ) 位置と距離データの対応性がなくなり、車両の相対位置を正しく推定できない。

個々のセンサに対する厳密な校正をし、すべてのセンサの出力特性を一致できれば、学習データは直接別の車両相対位置計測装置に転用できる。しかし個々のセンサに対する校正も時間がかかる作業である³⁾。そこで、個々のセンサに対する校正が不要なセンサクラスタリング手法を提案する。図 4 に示す提案手法では、まずセンサ出力特性の類似度により、すべてのセンサを k 個のクラスタに分ける。続いて車両相対位置計測装置を同一のクラスタに属するセンサのみで構成する。ここで、同じクラスタのセンサは出力特性が類似するため、あるセンサを用いて作成した学習データは、同一クラスタのセンサを用いた別の車両相対位置計測装置に転用できる。

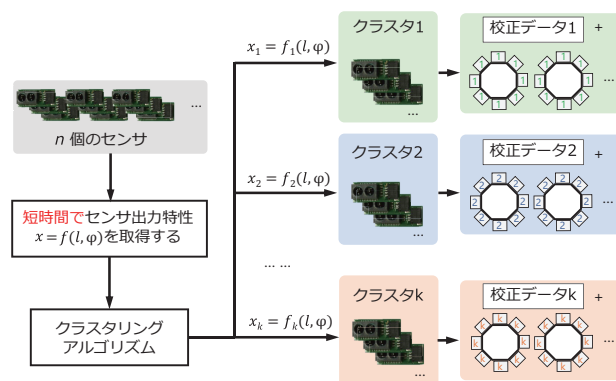


Fig.4 センサクラスタリング手法の概要

上記の実装方法では同一クラスタ内のセンサのみで多数台の車両相対位置計測装置を製作する、そのため 1 つのクラスタの中に多くのセンサが含まれていなければならず大量のセンサを必要とする。そこで本修士論文の規模で行う実装方法として、図 5 に示す 1 台の車両相対位置計測装置に実装するセンサが 1 つのクラスタに所属することを求めない方法も提案する。

センサクラスタリング手法には以下の 2 つの技術課題と解決アプローチがある。以降は、それぞれに関して説明する; (1) センサの出力特性 $x = f(l, \varphi)$ の取得: センサ出力特性取得装置を開発する。(2) どのような基準で持ってセンサが類似していると判断するかが不明: センサ非類似度閾値を決定

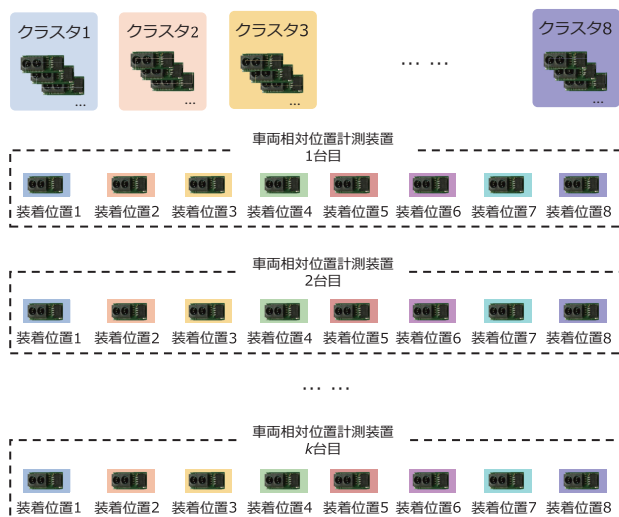


Fig.5 車両相対位置計測装置のセンサが複数のクラスタにの所属を許容する実装方法

する。

3 センサ出力特性取得装置の開発及び評価

3.1 センサ出力特性取得装置の概要

開発したセンサ出力特性取得装置を図6に示す。センサと計測面の距離 l を電動スライダで変更し、計測面の傾き φ をステッピングモータで制御する。本装置の要求機能は、「センサ位置交換に対する安定性」が高いこと、すなわち、同じセンサを図6の任意の装着位置に取付け直しても計測データが類似することである。類似性の評価には正規化距離を用いる。2つの計測データ (x_p, x_q) の距離 L_i ($1 \leq i \leq N_i$, N_i は計測した距離の総点数) と傾き φ_j ($1 \leq j \leq N_j$, N_j は計測した傾きの総点数) でのセンサ出力値の差分 $e_{p,q}(L_i, \varphi_j) = x_p(L_i, \varphi_j) - x_q(L_i, \varphi_j)$ を距離 L_i について正規化し、 N_i 個の距離と N_j 個の傾きの平方平均二乗誤差を式(1)により、正規化距離として計算する。正規化距離が小さいほど、距離と傾きに対して同様なセンサ出力値となる。

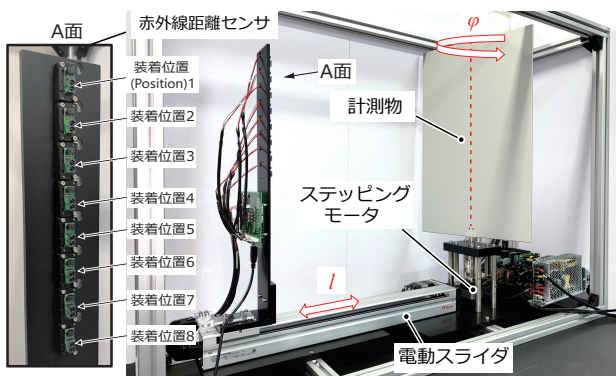


Fig.6 センサ出力特性取得装置

$$d_{\text{normal}}(p, q) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N_i} \sum_{j=1}^{N_j} \left(\frac{e_{p,q}(L_i, \varphi_j)}{L_i} \right)^2}{N_i N_j}} \quad (1)$$

3.2 異なるセンサの非類似度

異なるセンサの非類似度を把握する。異なるセンサの非類似度の測定として、無作為に8個のセンサを選び、同一のセンサ装着位置に順次装着し計測を行い、8回の計測データの正規化距離を図7のように計算した。

異なるセンサの正規化距離は最小で0.015、最大で0.043

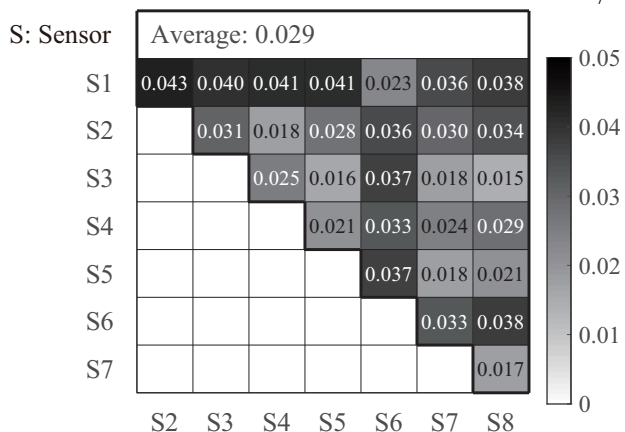


Fig.7 異なるセンサの非類似度

となった。8個のセンサの平均値は0.029となり、この値を異なるセンサの非類似度の基準として、センサ位置交換に対する安定性を評価する。

3.3 センサ位置交換に対する安定性

センサ位置交換に対する安定性を検証するために、図6に示す装置の8装着位置に、同一センサを順次取付けて計測し、8回の計測データの相互の正規化距離を計算した。同一センサの正規化距離が異なるセンサの値と比べて十分に小さければ、位置交換に対する安定性が高いと言える。

実験結果を図8に示す。図の行列が交差する位置の値は同一センサを各位置で装着し計測したデータの正規化距離である。第1行第1列の値はセンサ1が位置1と位置2から計測したそれぞれのデータの正規化距離である。同一センサを異なる位置で装着し計測したデータの正規化距離の平均値は0.014であり、その値は異なるセンサの正規化距離0.029の半分以下に抑えたため、装着位置交換によるセンサ出力の影響は抑制することができたと考える。

S: Sensor

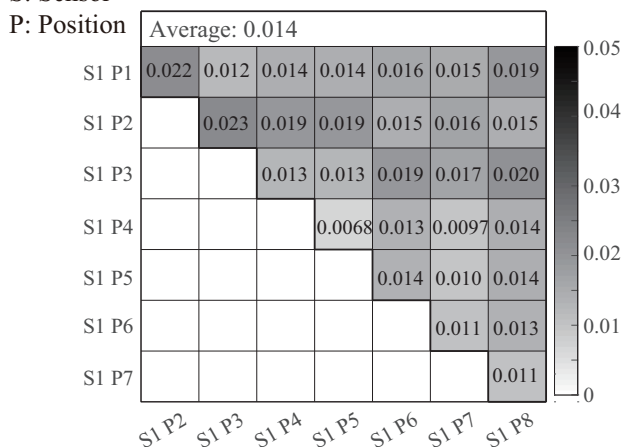


Fig.8 センサ位置交換に対する安定性の検証結果

4 センサ非類似度閾値の決定

図4の同じクラスタ内のセンサ、つまり類似センサで製作した車両相対位置計測装置の間では学習データを転用できると考える。類似センサと非類似センサの境界は図9に示すセンサ非類似度閾値で決定する。実験ではまず、無作為に8個のセンサを選び出し、基準グループとして学習データを作成する。次に、基準グループの各センサとの非類似度が「小」、「中」、「高」の3種類のセンサを、順番に同一位置に実装し、基準グループで作成した学習データを用いてHILS実験を行う。ここで、センサの非類似度も式(1)の正規化距離で計算

する。HILS 実験は先行研究¹⁾に倣い、5 種類のコースを用いた。3 種類のセンサを実装した際の隊列走行性能から、学習データを転用する際の隊列走行を達成できる、転用先のセンサ非類似度の範囲を絞り込むことができる。

非類似度の「小」、「中」、「高」に対応する正規化距離を知るために、132 個のセンサの出力特性を取得し、相互の正規化距離を計算した。正規化距離の分布を図 10 に示す。過半数の正規化距離データは 0.02~0.03 の区間となった。正規化距離データが 0.02 以下、または 0.03 以上となるデータは少ない。この結果から、0.016 の正規化距離を「小」、0.025 の正規化距離を「中」、0.03 の正規化距離を「高」に分類し、HILS 実験を行う。

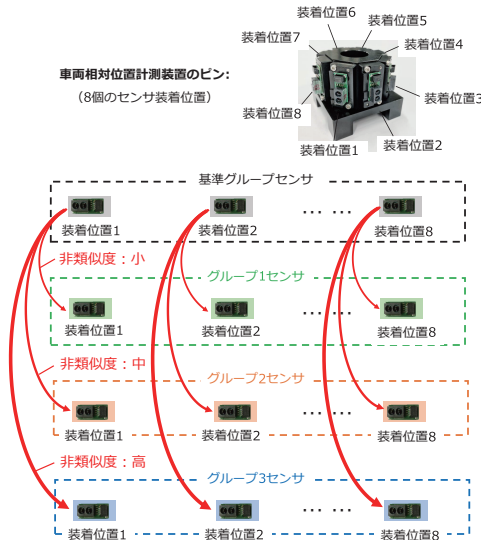


Fig.9 非類似度閾値実験の概念図

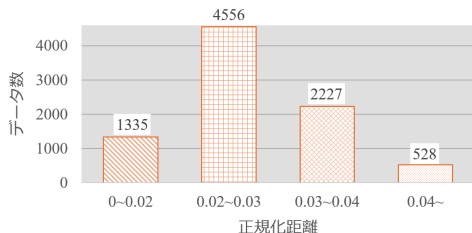


Fig.10 132 個のセンサの相互正規化距離の分布

HILS 実験の結果を表 1 に示す。グループ 3 の定常円旋回コース以外、各コースにおいて、隊列走行を維持した台数はグループ 1 が最も多いことが確認できる。しかしグループ 1 でも、定常円旋回コースでは 1 台の後続車しか維持できず、車線乗り移りコースと加速発進コースでは 1 台の後続車が隊列走行に失敗した。このことからセンサ非類似度閾値を 0.016 以下にする必要があると考えられる。

Table 1 センサ非類似度閾値の決定実験での隊列走行維持台数

コース	条件			
	基準	グループ 1	グループ 2	グループ 3
定常円旋回	4	1	0	3
車線乗り移り	4	3	2	1
スラローム	4	4	0	1
パルス操舵	4	4	2	2
加速発進	4	3	1	1

5 センサクラスタリングの検証実験

クラスタリングにはアルゴリズム 1 の階層的クラスタリングアルゴリズムを用いる。本研究の場合、併合停止の指標である閾値はセンサ非類似度閾値であり、センサ・クラスタ間

の非類似度を正規化距離で計算する。クラスタ間の正規化距離は最長距離法⁴⁾で計算する。最長距離法にはクラスタ内のセンサ間の最大非類似度を制限できるという利点がある。132 個のセンサの 8,646 通りの相互正規化距離のうち、0.016 以下の正規化距離は 273 通りしかないため、クラスタリング後 1 つのクラスタの中に十分な数のセンサを集められないため、図 5 の方法を用いた。この実装方法では、1 つの車両相対位置計測装置に実装するセンサは 8 種類のクラスタに所属する。

アルゴリズム 1 を用いて、センサ非類似度閾値を順次に 0.016, 0.015, 0.014, 0.013 に設定し、クラスタリングを実行する。クラスタリングの結果から、センサ非類似度閾値が 0.015 未満の場合、ほとんどのクラスタにおいて含まれるセンサは 1 つだけになる。センサ非類似度閾値を 0.015 にした場合のクラスタリング結果を図 11 のデンドログラムに示す。

Algorithm 1 A hierarchical clustering algorithm

Input: A set X of sensor data objects $\{s_1, \dots, s_n\}$ and a threshold value T

Output: k clusters $\{C_1, \dots, C_k\}$, $1 \leq k \leq n$

Initialisation: create a cluster C for each object $C_i = \{s_i\}$, $1 \leq i \leq n$

- 1: **while** the size of $C > 1$ **do**
- 2: find pair of clusters C_i and C_j such that C_i and $C_j = \text{argmin dist}(C_i, C_j)$
- 3: **if** ($\text{dist}(C_i, C_j) < T$) **then**
- 4: merge C_i and C_j into one cluster
- 5: **else**
- 6: break **while**
- 7: **end if**
- 8: **end while**

図 11 から 8 個のクラスタを選び出し、学習データの転用の可能性を検証する。具体的には、図 12 に示すセンサ (52, 112, 8, 21, 56, 25, 58, 32) で学習データを作成し、センサ (84, 127, 129, 121, 124, 81, 90, 66) の転用グループに転用して実装する。学習データの転用実験は 3 回繰り返して行った。表 2 の実験結果より正規化距離が 0.015 以下のセンサを実装し、学習データを転用した場合、5 種類のコースで 4 台の後続車がすべて完走した試行はなかった。更に、試行ごとの隊列走行を維持した後続車数がばらついた。

Table 2 センサクラスタリングの検証実験での隊列走行維持台数

コース	基準	転用試行			試行 1~3 平均値
		1	2	3	
定常円旋回	4	4	2	2	2.67
車線乗り移り	4	2	3	2	2.33
スラローム	4	4	4	3	3.67
パルス操舵	4	4	4	4	4
加速発進	4	4	4	4	4

図 13 に示すのは基準グループと転用グループの定常円旋回コースでの走行データである。転用グループの走行では、先導車が発進してから 3 s 後にカーブに進入した際に、各後続車のピンが大きく振れた。学習データを転用する際に、ピン・リング相対位置計測精度が悪化する。誤認識した先導車位置を追跡するために、後続車が急速に旋回し、ピンが急速に振れた。ピンの振れは後続車ごとに増幅されるため、ピンとリングの接触を引き起こし、隊列走行を失敗させる。

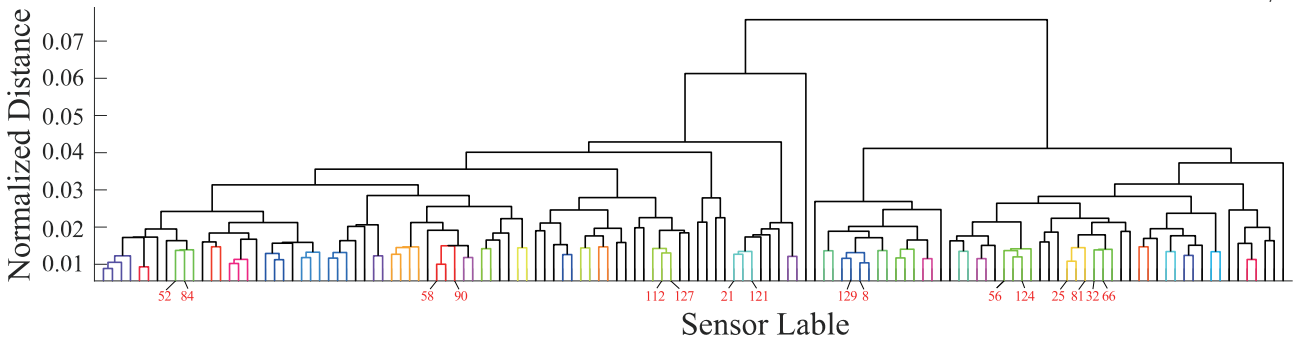
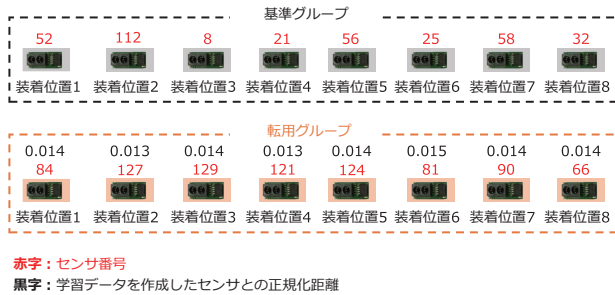
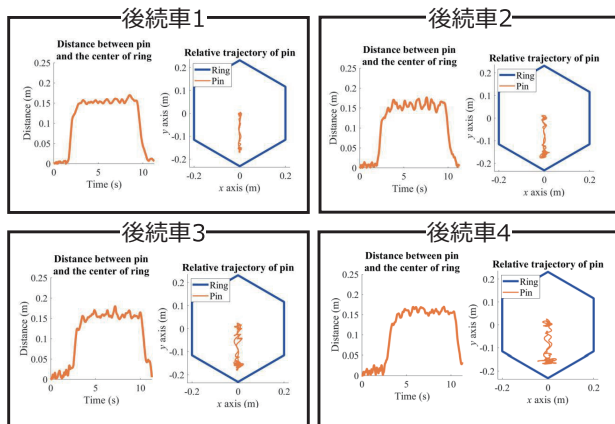


Fig.11 デンドログラムの分割結果



赤字：センサ番号
黒字：学習データを作成したセンサとの正規化距離

Fig.12 センサクラスタリングの検証実験に使用するセンサ
基準グループ・定常円巡回コース



転用グループ・定常円巡回コース

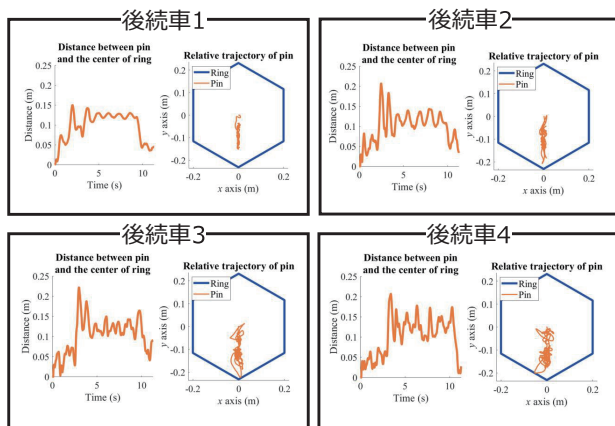


Fig.13 定常円巡回コースの走行データ

転用グループの定常円巡回コースでは、4台の後続車を維持したが、ピンの振れのため、後続車2, 3, 4のピンはリング壁面と非常に近づいた。そのため複数回の試行の中には、隊列走行を維持した後続車数が2台しかない場合もあった。基準グループと転用グループの走行データから、正規化距離が0.015以下のセンサに学習データを転用した場合、隊列

走行の性能が悪化することを確認した。学習データを転用した場合に隊列走行が失敗したのは、正規化距離の計算に使用するデータの範囲が適切ではなかったと考えられる。クラスタ1のセンサ(52, 84)とクラスタ2のセンサ(112, 127)を用いて、正規化距離の計算範囲を変化させ、計算結果を比較した。実験結果を表3に示す。従来の計測範囲($l: 95\text{mm} \sim 445\text{mm}$, $\varphi: 30\text{deg} \sim 150\text{deg}$)に対して、計測範囲を変化させる場合、正規化距離が赤字に示すように大幅に変化することを確認できる。これは、正規化距離の計算範囲がセンサ非類似度の判定に大きい影響を与えたと考えられる。

この改善点を加味した上で、改めて5種類のコースでのピンの移動範囲を比較し、5種類のコースに対しても重要な l 軸と φ 軸の範囲を抽出する必要がある。そしてその場合、学習データを転用する際に隊列走行が維持できるかを今後検証する必要がある。

Table 3 計測範囲の変化による正規化距離の変化

正規化距離の計算範囲	センサ間の正規化距離	
	(52, 84)	(112, 127)
$l: 95 \sim 445\text{mm}$, $\varphi: 30 \sim 150\text{deg}$	0.014	0.013
$l: 175 \sim 375\text{mm}$, $\varphi: 30 \sim 150\text{deg}$	0.012	0.012
$l: 225 \sim 325\text{mm}$, $\varphi: 30 \sim 150\text{deg}$	0.012	0.008
$l: 95 \sim 445\text{mm}$, $\varphi: 50 \sim 130\text{deg}$	0.012	0.011
$l: 95 \sim 445\text{mm}$, $\varphi: 70 \sim 110\text{deg}$	0.013	0.009

6 成果と知見

本研究では、車両相対位置計測に必要なとされた学習データの転用のためのセンサクラスタリング手法を提案した。学習データを転用する際の隊列走行実験を行った。期待通りの隊列走行性能には至らなかったが、その原因として、センサ非類似度の指標である、正規化距離の計算範囲が不適切だったと考える。選定した実験コースでのピンの移動軌跡を比較し、適切な正規化距離の計算範囲を抽出する必要がある。

文献

- 1) R. Fukui, et al, "Hils-based development of a relative position and orientation measurement system for platooning vehicles with coupling devices", *SICE JCMSI*, Vol. 11, No. 4, pp. 274-283, 2018.
- 2) 茄子川捷久, 宮下義孝, 汐川満則. 自動車の走行性能と試験法. 山海堂, 1999.
- 3) 荒井義和ら, "走査型その場自律校正法に関する研究", 精密工学会学術講演会講演論文集, 精密工学会春季大会, pp. 657-658, 2004.
- 4) Rui Xu, et al, "Survey of clustering algorithms", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 16, No. 3, pp.645-678, 2005.