

東京大学大学院新領域創成科学研究科
人間環境学専攻

2020 年度

修士論文

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

2020 年 7 月 29 日提出

指導教員 福井 類 准教授 印

学籍番号 47186828

叶 其緯

目次

目次	1
図目次	3
表目次	6
1 序論	7
1.1 背景	7
1.2 車両相対位置計測装置の開発と性能検証	10
1.3 先行研究で開発されたピン・リング相対位置の推定アルゴリズム	12
1.4 本研究の目的	14
1.5 本論文の構成	15
2 学習データの転用のためのセンサクラスタリング	16
2.1 三角測距式赤外線距離センサの出力特性	16
2.2 学習データの直接転用による隊列走行の失敗	18
2.3 センサクラスタリング手法	20
2.4 センサクラスタリング手法の技術課題と解決アプローチ	21
2.4.1 センサ出力特性取得装置のコンセプトと要求機能	22
2.4.2 正規化距離によるセンサ非類似度の評価	24
2.4.3 センサ非類似度閾値の決定実験	25
2.4.4 クラスタリングアルゴリズムの選定	26
2.5 センサクラスタリング手法のまとめおよび検証実験方針	29
3 学習データの転用による隊列走行への影響の定量評価	30
3.1 学習データの転用による相対位置計測精度の低下	30
3.2 計測精度の低下による後続車の高速旋回	33
3.3 学習データを転用する場合の隊列走行データ	35

4	センサ出力特性取得装置	42
4.1	センサ出力特性取得装置の設計	42
4.2	センサ出力特性取得装置の性能検証	45
4.2.1	異なるセンサの非類似度	45
4.2.2	計測の再現性	46
4.2.3	センサ付け外しに対する安定性	47
4.2.4	センサ位置交換に対する安定性	48
5	センサクラスタリング検証実験	52
5.1	センサ非類似度閾値の決定実験	52
5.1.1	実験目的と方法	52
5.1.2	センサ非類似度閾値の決定実験結果と考察	54
5.2	センサクラスタリング実験	57
5.2.1	実験目的と方法	57
5.2.2	階層的クラスタリングの実験結果と考察	58
5.2.3	学習データを転用する際の隊列走行実験結果と考察	61
6	結論	68
6.1	まとめ	68
6.2	成果と知見	68
6.3	今後の課題	71
A	付録	72
A.1	センサ出力特性取得装置の計画図	72
A.2	全 132 個のセンサ間の正規化距離	75
	参考文献	80
	謝辞	83

目次

1.1	日本のカーシェアリング車両台数と会員数の推移	7
1.2	国土交通省による乗り捨てカーシェアリングの運用実験	7
1.3	隊列走行のコンセプト図	8
1.4	車両相対位置姿計測装置の概念図	9
1.5	車両相対位置計測装置の CAD 図	10
1.6	HILS 実験の流れ	10
1.7	5 コースでの隊列走行 HILS 実験結果	11
1.8	(a) 学習データの作成 (b) ピン・リング相対位置の実測	12
2.1	距離によるセンサ出力の変化	17
2.2	傾きによるセンサ出力の変化	17
2.3	推定ピン位置のずれ	18
2.4	推定した先導車位置を追跡するための後続車の急速旋回	19
2.5	(a) 安定走行状態 (b) 先頭車両の旋回	19
2.6	センサクラスタリングの概念図	20
2.7	センサクラスタリングを用いる場合の時間コストの削減	21
2.8	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	22
2.9	センサ出力特性取得装置の概念図	23
2.10	計測の再現性を検証する方法	24
2.11	センサ付け外しに対する安定性を検証する方法	24
2.12	センサ位置交換に対する安定性を検証する方法	24
2.13	正規化距離計算式の変数	25
2.14	非類似度閾値実験の概念図	26
2.15	デンドログラムの一例	27
2.16	クラスタ間の距離 $\text{dist}(C_i, C_j)$ の定義	28
2.17	階層的クラスタリングの流れ	29

3.1	RMSE のに使用するデータの (x, y, θ) 範囲	30
3.2	学習データの転用による RMSE の悪化	31
3.3	学習データの転用による (x, y) 軸の計測誤差分布の変化	32
3.4	学習データの転用による θ 軸の計測誤差分布の変化	33
3.5	学習データの転用によるピン推定位置のずれと出力角速度の激しい変化	34
3.6	後続車の時系列姿勢	35
3.7	学習データを直接転用する際の走行データ：定常円旋回コース	36
3.8	学習データを直接転用する際の走行データ：車線乗り移りコース	37
3.9	学習データを直接転用する際の走行データ：スラロームコース	38
3.10	学習データを直接転用する際の走行データ：パルス操舵コース	39
3.11	学習データを直接転用する際の走行データ：加速発進コース	40
4.1	センサ出力特性取得装置の CAD 図	42
4.2	鏡面反射による三角測距センサの出力誤差	43
4.3	センサ出力特性取得装置の写真	44
4.4	センサ出力特性取得装置のブロック図	44
4.5	取得したセンサの出力データの例	45
4.6	異なるセンサの非類似度	46
4.7	計測の再現性の検証結果	47
4.8	センサ付け外しに対する安定性の検証結果	48
4.9	センサ付け外しに対する安定性に対する考察	48
4.10	8 個のセンサ装着位置	49
4.11	センサ位置交換に対する安定性の検証結果	50
4.12	計測物の θ 方向の傾き	50
4.13	各部品の相対位置精度の確保方法	51
5.1	132 個センサの相互の正規化距離の分布	53
5.2	センサ非類似度閾値の決定実験でのセンサ選択	53
5.3	グループ 3 センサを使用する際の隊列走行データ：定常円旋回コース	55
5.4	グループ 3 センサを使用する際の隊列走行データ：定常円旋回コース	55
5.5	先導車中心とピンの軌跡	56
5.6	グループ 1 センサを使用する際の隊列走行データ：定常円旋回コース	56
5.7	132 個センサのデンドログラム	58
5.8	クラスタサイズの分布	59
5.9	デンドログラムの分割結果	60

5.10	センサクラスタリングの検証に使用するセンサ選択	61
5.11	転用グループ 2・試行 1 の定常円旋回コース走行データ	63
5.12	転用グループ 2・試行 1 の車線乗り移りコース走行データ	63
5.13	転用グループ 2・試行 1 のスラロームコース走行データ	64
5.14	転用グループ 2・試行 1 のパルス操舵コース走行データ	64
5.15	転用グループ 2・試行 1 の加速発進コース走行データ	65
5.16	転用グループ 1 と転用グループ 2 の RMSE 測定結果	66
A.1	試作したセンサ出力特性取得装置の計画図	73
A.2	センサ出力特性取得装置の計画図	74
A.3	Sensor 1～30 の正規化距離データ	75
A.4	Sensor 31～60 の正規化距離データ	76
A.5	Sensor 61～90 の正規化距離データ	77
A.6	Sensor 91～120 の正規化距離データ	78
A.7	Sensor 121～132 の正規化距離データ	79

表目次

1.1	5 種類の (x, y, θ) 軸ピッチで作成した学習データのサイズ	13
1.2	異なるサイズの学習データを使用する場合の隊列走行維持可能台数 . . .	13
3.1	学習データの直接転用による隊列走行維持台数の変化	41
5.1	センサ非類似度閾値の決定実験での隊列走行維持台数	54
5.2	学習データを転用する際の隊列走行維持台数	62
5.3	計測範囲の変化による正規化距離の変化	67

第 1 章

序論

1.1 背景

近年，若者の自動車所有率が減少している一方で，カーシェアリングサービスの会員数と車両台数がともに急増している [1, 2]．カーシェアリングは，自動車の保有に伴う車両の整備費・駐車場費用・各種の税金の支出をなくし，かつ所定ステーションでの自動車の貸し出しと返却が自由にできることが利用者数増加の要因と考えられる．カーシェアリングの自由度をさらに向上したサービスとして，乗り捨てカーシェアリングの導入は各地で積極的に検討されている [3, 4]．

乗り捨てカーシェアリングは，自動車の貸し出しステーションと異なる場所で車を返却できる．そのため，ステーション間の車両分布に偏りが生じてしまい，配車ドライバの大量雇用，そして配置車両に余裕を持たせることで対応しなければならない．車両不均衡によるコストの増加が乗り捨てカーシェアリングシステムが抱えている主問題になっている [5]．

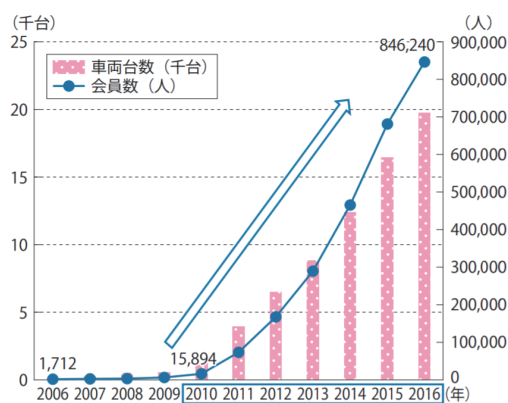


図 1.1 日本のカーシェアリング車両台数と会員数の推移 [1]



図 1.2 国土交通省による乗り捨てカーシェアリングの運用実験 [4]

車両不均衡の解消方法に関する研究は多数行われている.. Alvina G.H.Kek らは車両と配車ドライバの最適化配置のための意思決定ツールを開発した [6], シミュレーションで示す結果は, 意思決定ツールを用いることで配車ドライバが半減し, 配車回数も 37.1% から 41.1% まで低減できるとしている. Khandker M. Nurul Habib らはカーシェアリング事業者の業務データから利用者の行動モデルを構築し, カーシェアリングの利用期間と頻度を予測した [7]. 予測データを用いた事前の車両最適配置を実現している.

しかしながら, 従来の研究で開発された手法においても配車にかかるコストが依然として高く, 配車自体の効率を上げることを目的とする研究は十分ではない. そこで, 本研究では図 1.3 に示す隊列走行システムを提案する. 隊列走行システムは先頭車のみにドライバが運転し, 後続車両はすべて無人車両である. 大野らは車両相対位置計測装置を試作し, 2 種類の相対位置計測アルゴリズムを提案した [8]. 松岡らは, 後続車の制御則を開発し, Software-in-the-loop simulation (SILS) 実験で検証した [9]. 岡元らは車両相対位置計測装置を Hardware-in-the-loop simulation (HILS) 実験で検証した [10]. 鈴木らは制御則を改良し, 車両のスケールモデルで検証した [11]. 提案した隊列走行システムのメリットとして, 各ステーションで配車予定の車両を隊列に連結することで, 1 人のドライバーが 1 回の移動で多数の車両を配車できるため, 配車作業に要する時間と人員を削減できる.

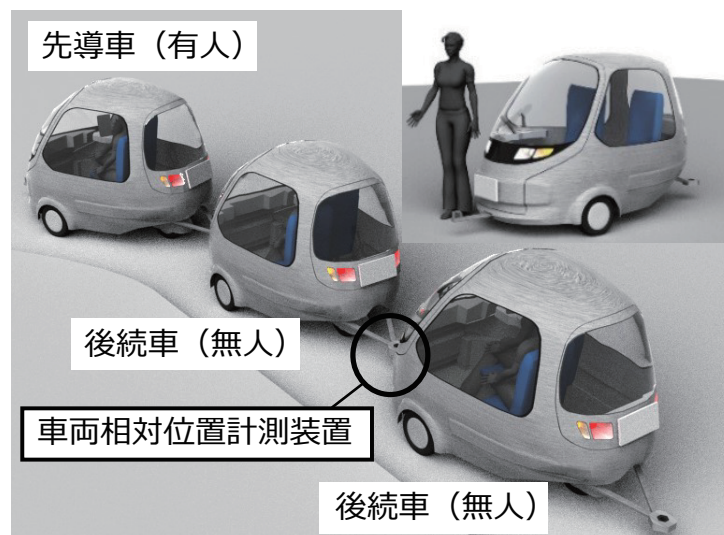


図 1.3 隊列走行のコンセプト図 [8]

新エネルギー・産業技術総合開発機構 (NEDO) の大型トラックの隊列走行実験をはじめ, 隊列走行システムに関する研究は各国の研究機関・企業で行われている [12–15]. 従来の隊列走行システムには以下のような問題が指摘された;

1. LIDAR やミリ波レーダーなど高価なセンサ, もしくは地面への磁石の埋め込みの

- ようなインフラ整備が必要とされる。
2. GNSS などの通信装置を用いて車両の装置位置を計測する場合，地下やトンネルなどの場所では電波が遮蔽されるため，車両の相対位置が分からなくなる。
 3. 雨，雪，太陽光などの外部環境に影響されやすい。
 4. 自動走行車が暴走状態に入った際の安全保証機構が欠如する。

本研究で提案した隊列走行システムは図 1.4 に示す車両相対位置姿勢計測装置を用いて先頭車両の追跡を行う。計測装置は先導車両の後方に取付けるピンと後続車両の前方に取付けるリングで構成されている。ピンの外周に配置された 8 個の三角測距式赤外線距離センサが計測したリングとの距離をもとに，車両相対位置を算出することができる。そして，後続車は先導車の位置を追跡目標点に設定し，PID 制御器を用いて先導車を追跡する。

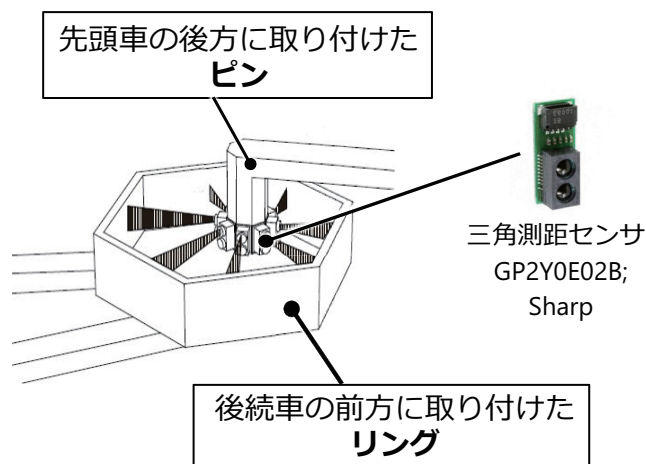


図 1.4 車両相対位置計測装置の概念図 [10]

従来の隊列走行システムの問題点に対して，本研究が提案した隊列走行システムは以下の利点がある；

1. 安価な三角測位センサのみで車両の相対位置を計測できるため，実装が簡単であり，コストも低い。
2. 車両相対位置の計測に通信が不要のため，地下やトンネルなどの場所でも途切れなく計測できる。
3. ピンがリングの内部で動作し，雨，雪，太陽光などの外部環境は車両相対位置の計測に影響しない。
4. 自動走行車が暴走する際に，ピン・リングが安全保障機構の役割を果たし，後続車の動作が制限される。

1.2 車両相対位置計測装置の開発と性能検証

先行研究として，図 1.5 に示す車両相対位置計測装置の試作と HILS 実験評価を行った [10]．車両相対位置の計測のための赤外線距離センサはシャープ製の小型センサ「GP2Y0E02B」を選定した．ピン・リングの相対位置は x, y 軸アクチュエータ (マッスル社「BRW10-600-P-23S」) と θ 軸アクチュエータ (マッスル社「HIG-11H-05-P-17L」) で更新する．3 軸アクチュエータのコントローラはノヴァ電子社製「KR-340A」を用いた．図 1.6 に示す HILS 実験の流れとして，まずは，赤外線距離データから車両の相対位置を推定する．そして，距離データを PC 側の隊列走行制御器の入力として，後続車への速度・角速度指令を算出する．次に，速度・角速度指令にもとづいて，先導車と後続車の間の相対位置を更新し，ピン・リングの相対位置をアクチュエータに送信する．最後に，車両相対位置計測装置側の 2 台の電動スライダと 1 台のステッピングモータでピンを移動し，ピン・リングの相対位置を反映する．

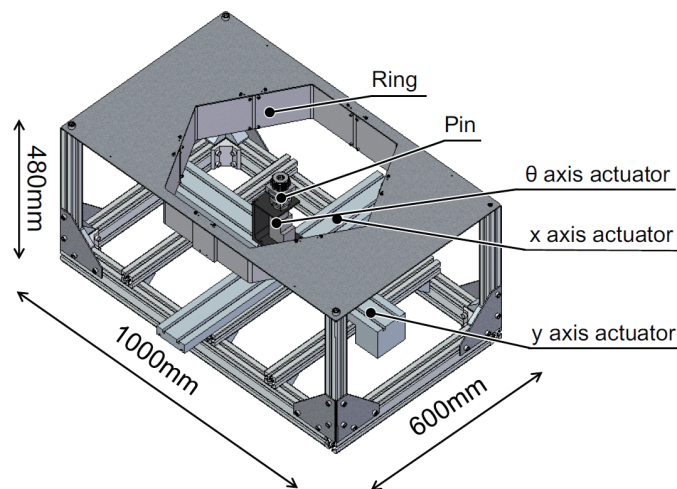


図 1.5 車両相対位置計測装置 CAD 図 [10]

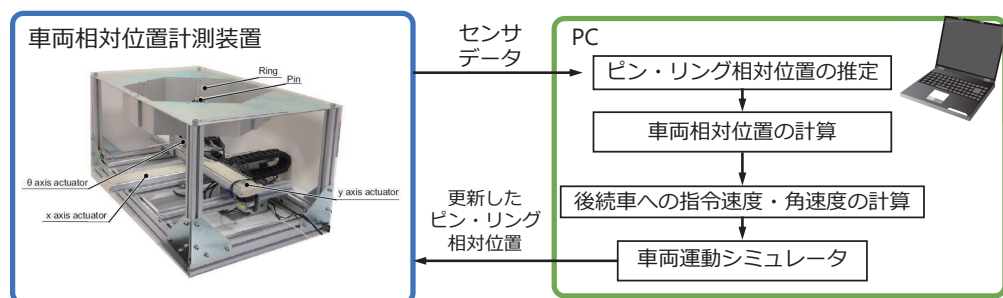


図 1.6 HILS 実験の流れ

装置の評価は「自動車の走行性能と試験法」[16]を参考にし、5種類のコースで隊列走行を行った：(1) 定常円旋回コース；(2) 車線乗り移りコース；(3) スラロームコース；(4) パルス操舵コース；(5) 加速発進コース。車両相対位置計測装置設計仕様として、後続車が制御不能などの緊急時以外、ピンとリングは接触しないと想定した。そのため、走行シミュレーションではピン・リングが接触する状況になった際に後続車の走行を止め、隊列走行が失敗したとした。しかし、隊列走行の挙動分析を単純化するため、ピン・リングの接触による力学的影響をなくし、先導車の走行を続行させた。実験の結果を図 1.7 に示す。5 個のコースにおいて、4 台の後続車がすべて先導車の軌跡に沿って滑らかに走行し、隊列走行は成功した。

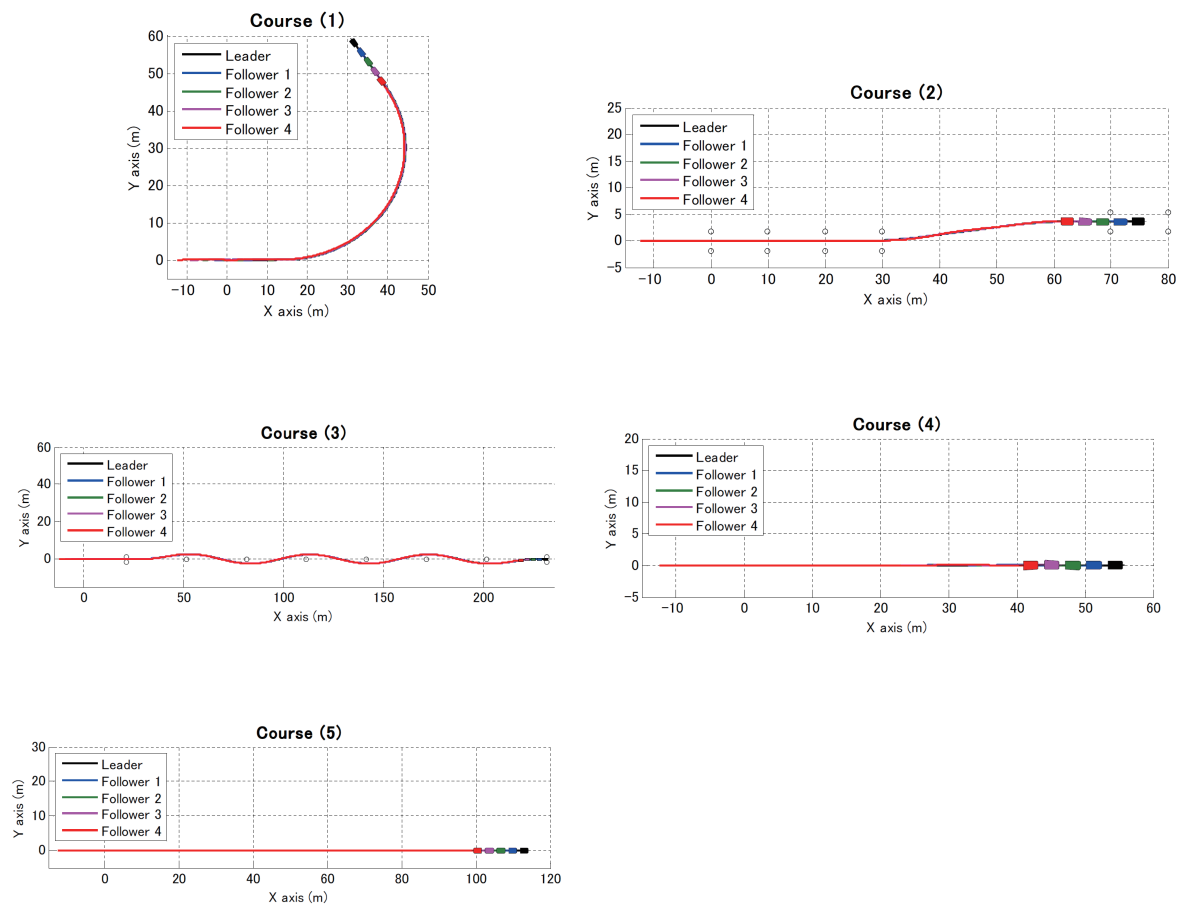


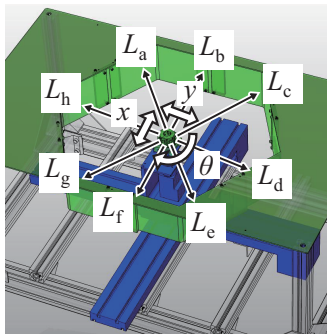
図 1.7 5 コースでの隊列走行 HILS 実験結果

隊列走行を実現するために、車両相対位置を高精度に推定することが非常に重要である。提案した隊列走行システムにおいて、車両相対位置はピン・リングの相対位置から算出されている。ピン・リング相対位置の推定アルゴリズムを次節で詳述する。

1.3 先行研究で開発されたピン・リング相対位置の推定アルゴリズム

車両の相対位置の計測は図 1.8 に示す学習ステップと実測ステップから構成される。学習ステップで、ピンをリングの中で移動させながら、距離センサの出力を記録し、学習データとして保存する。これによって、各ピン・リング相対位置と紐付けた距離データ群を得ることができる。そして、図 1.8(b) に示す実測では、測定対象のピン・リング相対位置において、新たな距離データを取得し、学習データに保存されている距離データ群と kNN 法 [17] によって比較する。この際に、新たに取得した距離データと一番近い k 個の距離データを探索し、 k 個の距離データと紐付けたピン・リング相対位置の平均値を測定値として出力する。

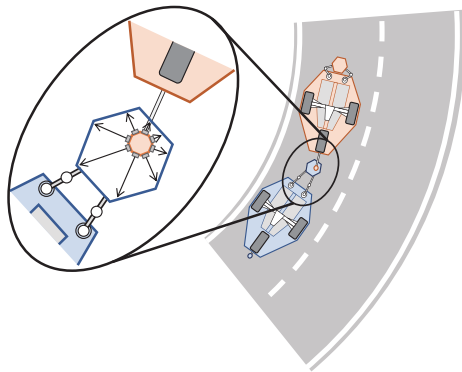
(a) 学習



measured L
 $([L_a, L_b, \dots, L_h])$
 given real x, y, θ

Position (x, y, θ)			Sensor output L
x_1	y_1	θ_1	$[L_{a1}, L_{b1}, \dots, L_{h1}]$
x_2	y_2	θ_2	$[L_{a2}, L_{b2}, \dots, L_{h2}]$
...

(b) 実測



1. measured L

2. predicted x, y, θ
 given L

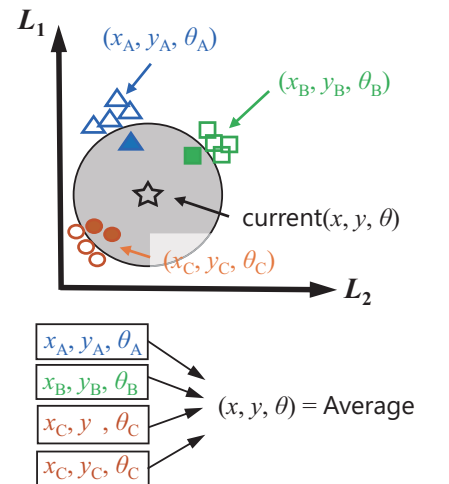


図 1.8 (a) 学習データの作成 (b) ピン・リング相対位置の実測

ピン・リング相対位置を高精度に取得するためには、学習データを取得する際のピン・

リング相対位置の点数を一定数以上確保しなければならない．岡本らは学習データの点数による隊列走行の性能への影響を考察した [10]．学習データ作成時の (x, y, θ) 軸のピッチを表 1.1 に示す変化させ，5 通りの学習データで HILS 実験を行った．

表 1.1 5 種類の (x, y, θ) 軸ピッチで作成した学習データのサイズ

条件	データサイズ	ピッチ		
		$x(\text{mm})$	$y(\text{mm})$	$\theta(\text{deg})$
Reference	3.6×10^6	5	5	1
D1	0.92×10^6	5	5	4
D2	0.92×10^6	10	10	1
D3	0.43×10^6	5	5	9
D4	0.40×10^6	15	15	1

学習データの点数を減らすとピン・リング相対位置の推定精度が下がり，その結果としてテストコースを完走できる後続車の数が減ってしまい，隊列走行の性能が下がる．4 台の後続車において，異なる学習データを使用する際に隊列走行を最後まで維持した後続車数を表 1.2 に示す．結果として，5 種類のコースに対して，4 台の後続車がすべて完走できるのは条件 Reference のみとなり，学習データのサイズを条件 Reference の 360 万点にするのが必要であった．

表 1.2 異なるサイズの学習データを使用する場合の隊列走行維持可能台数

条件	コース				
	定常円旋回	車線乗り移り	スラローム	パルス操舵	加速発進
Reference	4	4	4	4	4
D1	2	4	4	4	3
D2	1	4	4	4	3
D3	0	2	1	1	1
D4	1	4	3	4	3

現状として、1台の車両相対位置計測装置につき、1回学習を行っている。しかし、360万点の学習データを作成するには最短で8時間がかかる。さらに、センサの出力を安定させるためのフィルタをかけると、学習時間は4日になってしまう。学習時間を8時間としても、1000台の車両相対位置計測装置の学習データの作成には1年がかかり、自動車の生産ペースは60秒程度と考えると、計測装置を自動車の部品として用いるのは実用的ではない。この問題に対して、一度作成した学習データを複数台の車両相対位置計測装置に転用できる手法が求められている。

1.4 本研究の目的

前述の先行研究において、車両相対位置計測装置の設計、そしてピン・リング相対位置の推定による車両相対位置の推定アルゴリズムの開発が進められた。しかしながら、車両相対位置の推定のための学習データの取得は自動車の生産ペースに対して、非常に長い時間がかかり、車両相対位置計測装置の実用化および量産化のボトルネックになっている。車両相対位置計測装置を高速に生産できるために、学習データの作成量を減らさなければならない。そこで、「センサクラスタリング」という考え方を提案し、一度作成した学習データを多数台の車両相対位置計測装置に転用できるようにする。センサクラスタリングは車両相対位置計測装置に取り付ける赤外線距離センサを対象として、個々のセンサの特性にもとづいてクラスタリングを行う。クラスタリングによって、特性が類似するセンサで車両相対位置計測装置製作する。それによって製作された車両相対位置計測装置の間には、学習データは転用できると想定している。本研究で使用する安価な距離センサの出力特性、センサ出力特性取得装置を開発し、それを用いてセンサの出力特性データを取得する。本研究の目的は、センサクラスタリング手法を実装し、学習データの転用可能性を検証し、学習データの転用による隊列走行への影響を明らかにする。

1.5 本論文の構成

本論文の構成は以下の通りである。まず1章では、隊列走行システム開発の背景、隊列走行を達成するための車両相対位置計測装置に関する先行研究、および本研究の目的を述べた。

2章では、まず学習データを用いた車両相対位置の計測について詳しく述べる。次に、学習データの転用による隊列走行への影響を定性的に述べ、センサクラスタリングの実装によって車両相対位置計測装置の計測精度を維持しながら達成される生産効率への効果について述べる。また、センサクラスタリング手法の技術課題と解決アプローチを述べ、センサ出力特性取得装置の要求仕様を述べる。最後に、センサクラスタリング手法の実験方針について述べる。

3章では、学習データを直接ほかの車両相対位置計測装置に転用する際の隊列走行への影響を定量評価する。

4章では、センサ出力特性取得装置の開発と検証について述べる。

5章では、センサクラスタリング手法の実験と評価を行う。

6章では、本研究のまとめと得られた知見を述べ、今後の展望や将来課題について述べる。

第 2 章

学習データの転用のための センサクラスタリング

本章では、1 章で述べた背景をもとに、学習データを複数台の車両相対位置計測に転用するための「センサクラスタリング」手法の詳細を述べる。

2.1 三角測距式赤外線距離センサの出力特性

「センサクラスタリング」は個々のセンサの出力特性を調べ、出力特性が類似しているセンサを見つけるプロセスである。車両相対位置計測装置に実装している距離センサ「GP2Y0E02B」は三角測距式の距離センサである。三角測距式距離センサは広く使われているセンサであり、測定の原理は [18] で紹介されている。

三角測距式距離センサの出力は 2 つの要素によって変化する。1 つ目は距離の変化である。図 2.1 に示すように、センサから発射された赤外線光束は計測物に照射され、乱反射光の一部が受光素子で検出される。計測物とセンサの距離が変化すると、受光素子での受光位置も変化し、出力が変化する。

2 つ目は計測面の傾きである。三角測距センサの発射光束が垂直に計測物に照射している場合のみ、正しい距離を出力できる。ただし、計測面が図 2.2 のように傾いている場合、計測面での最大反射強度の位置が変化してしまい、受光素子での受光位置も変化する。

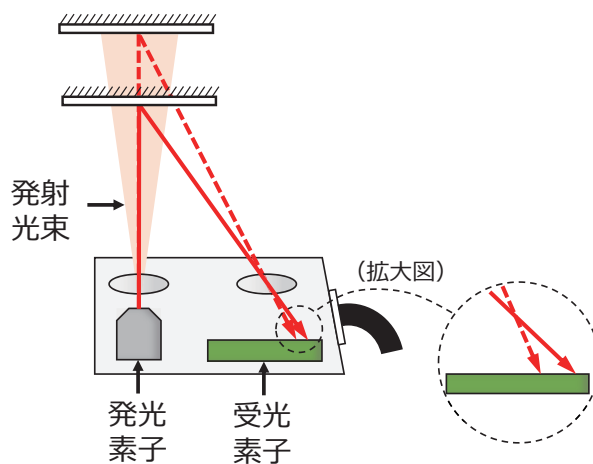


図 2.1 距離によるセンサ出力の変化

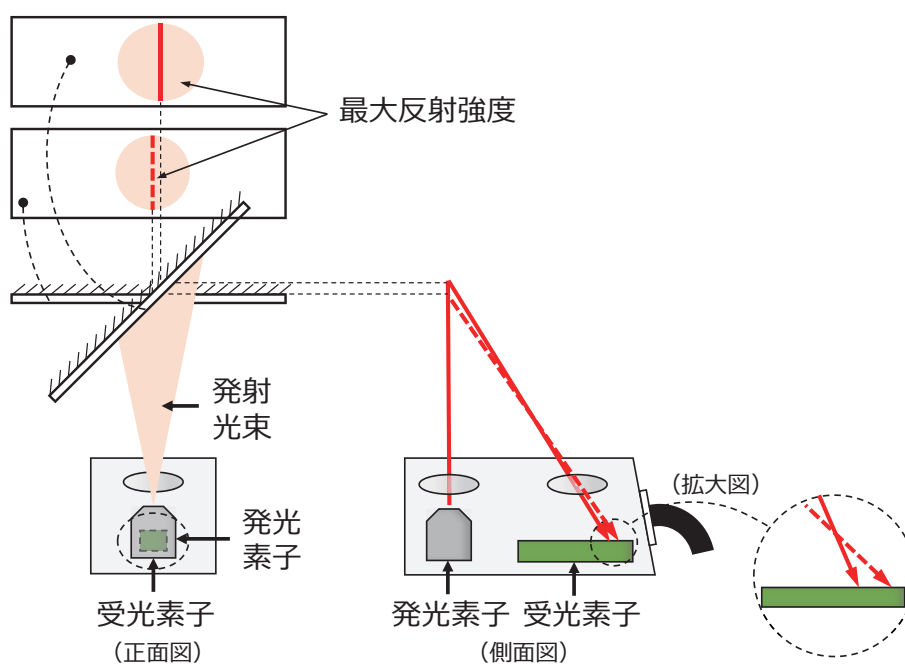


図 2.2 傾きによるセンサ出力の変化

三角測距センサの出力は距離の変化と計測面の傾きの2つの要素に影響される。そして個々のセンサに対して、距離と傾きの影響が異なる。本研究では、距離と傾きによるセンサの出力変化をセンサの出力特性と呼ぶ。

図 1.8(a) の学習データとして用いるセンサ出力は、学習データの作成時に使用したセンサの出力特性を反映するため、別個体のセンサを実装した車両相対位置計測装置に転用する場合、 (x, y, θ) 位置とセンサ出力の対応性が失われてしまう。

距離に依存する出力特性のばらつきは、より精密に校正されたセンサを用いることで減らすことができる。センサ校正の従来手法は、センサの分解能よりも精密な測定システムを基準として比較測定を行っているため、校正作業にかかるコストは高い。清野らが開発した、同種のセンサを2つ利用して相互に校正する手法 [19–21] では、基準のシステムは不要になったが、センサの出力値に対する調整が必要なため簡単に実施できないほか、多くの個々のセンサに対する校正は長い時間がかかってしまう。

計測物の傾きに依存する出力特性のばらつきは共焦点式距離センサを用いることで減らすことができる [22]。しかし、共焦点式距離センサの構造は三角測距式センサより複雑のため、センサは高価である。車両相対位置計測装置の低コスト設計コンセプトと矛盾するため、安価な三角測量式距離センサが発揮できる性能を最大化する取り組みは工学的・産業上重要である。

一度作成した学習データをほかの車両相対位置計測装置に直接転用すると隊列走行は失敗してしまう。その原因については次節で議論する。

2.2 学習データの直接転用による隊列走行の失敗

前述のように2台の車両相対位置計測装置に対して、ピンの (x, y, θ) 位置が同じだとしても個々のセンサの出力特性が異なるため、センサの出力は異なる。その結果、図 1.8(b) の kNN 法ではピンの (x, y, θ) 位置を正しく推定できず、図 2.3 に示すように真値からずれてしまう。その結果、ピンはリング内で高速に移動しているように見える。

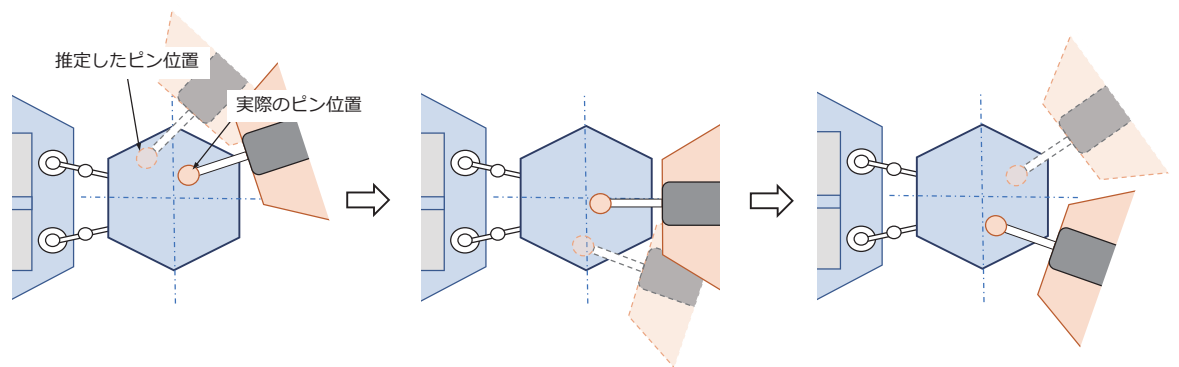


図 2.3 推定ピン位置のずれ

そして、先導車の位置はピンの位置から幾何学的計算されているため、ピンが高速に移動すると推定されると、計算されて先導車の位置も高速に移動していることになる。高速に移動する先導車を追跡するために、後続車も図 2.4 のように急速に旋回しなければならない。

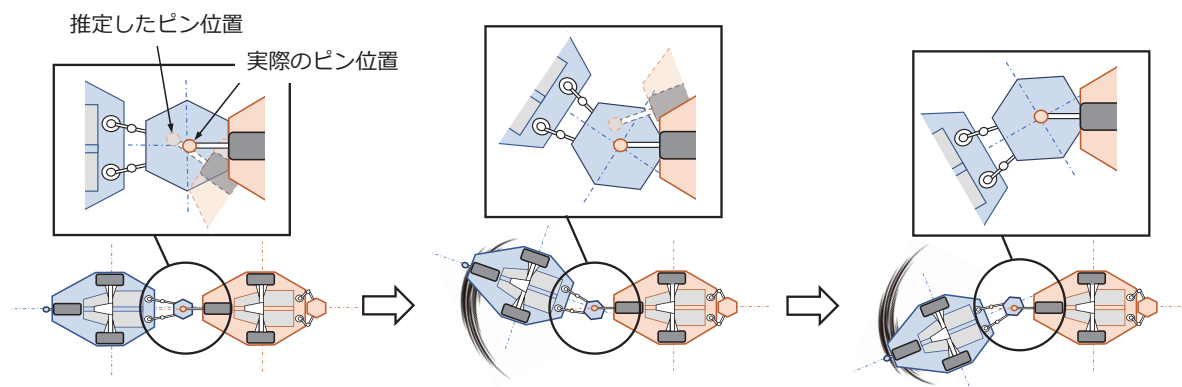


図 2.4 推定した先導車位置を追跡するための後続車の急速旋回

隊列内の先頭車両が図 2.5(a) の安定走行状態から旋回する際に、各車両の後方に取り付けたピンは振動する。そして、ピンの位置はリングより車両旋回中心に遠いため、ピンの振動の幅と振動速度は図 2.5(b) のように後続車ごとに増幅される。後方の車両であるほど、先導車の追跡がより困難になる。結果として、隊列走行が破綻してしまう。

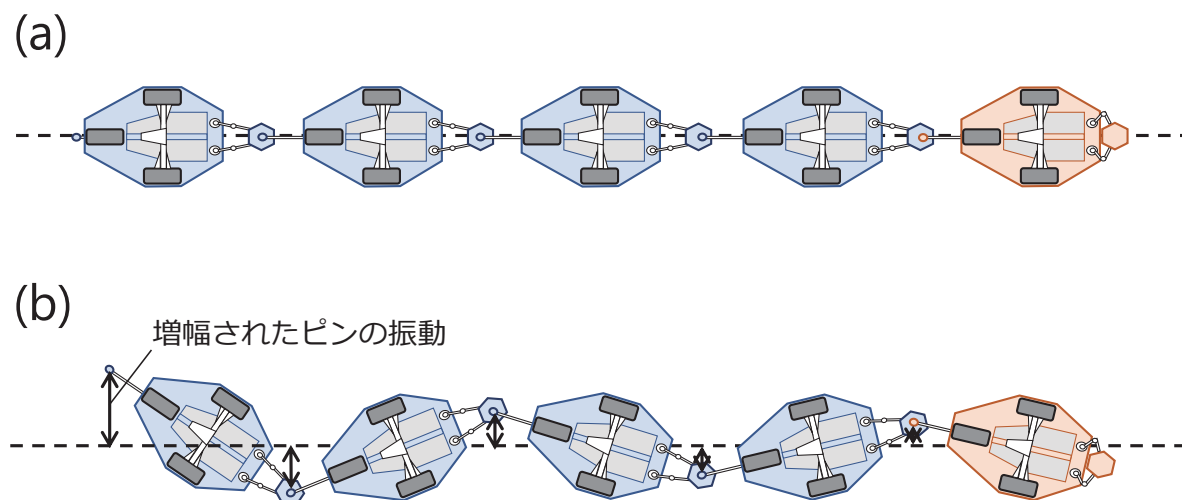


図 2.5 (a) 安定走行状態 (b) 先頭車両の旋回

学習データの直接転用による隊列走行への影響は実験によって定量的に評価した。実験の詳細および結果は 3 章で示す。

直接転用による隊列走行の失敗の根本的な原因は、学習データの転用元と転用先のセンサの出力特性が異なることが原因で、車両相対位置の計測精度が悪化することである。そこで、センサの出力特性をあらかじめ把握し、類似の出力特性を持つセンサを実装した車両相対位置計測装置の間での学習データの転用を検討し、「センサクラスタリング」手法を提案する。

2.3 センサクラスタリング手法

センサクラスタリングの流れを図 2.6 に示す．まず， n 個のセンサに対して，短時間で距離 l と傾き ϕ に依存するセンサの出力特性 $f(l, \phi)$ を調べる．そして，クラスタリングアルゴリズムを用いて， n 個のセンサの出力特性 $f(l, \phi)$ の非類似度にもとづいて， k 個のクラスタに分ける．この場合，各クラスタ内のセンサの出力特性はすべて類似している．最後に，クラスタ内のセンサのみを車両相対位置計測装置に実装し，ある車両相対位置計測装置で 1 回のみ学習データを作成する．この学習データを，同じクラスタのセンサを実装したほかの車両相対位置計測装置に転用すると，個々のセンサの出力特性が類似することから，車両相対位置の計測精度を維持し，隊列走行の失敗を防ぐ可能性がある．

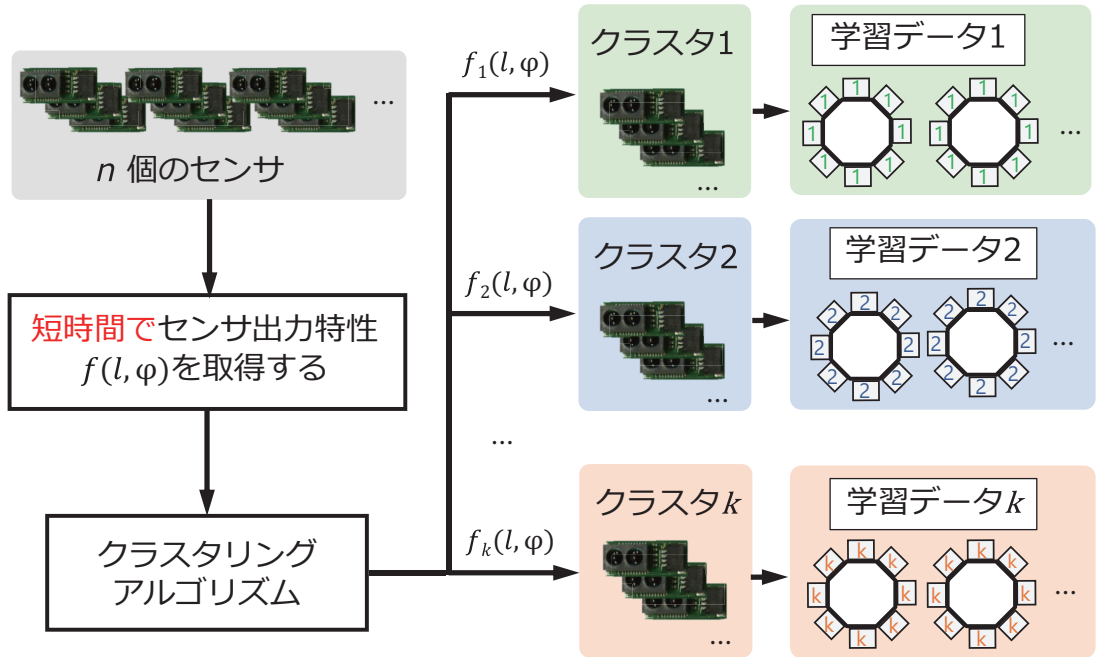


図 2.6 センサクラスタリングの概念図

1 台の車両相対位置計測装置につき，1 つの学習データを作成する従来手法に対して，本研究で提案するセンサクラスタリング手法の時間コストを図 2.7 に示す．センサの出力特性を計測しクラスタリングする時間を T_{cluster} ，学習データの取得時間を T_{calib} とし，クラスタ数を k ，車両相対位置計測装置の数を N とする．すると従来の時間コストは NT_{calib} となり，提案手法は $NT_{\text{cluster}} + kT_{\text{calib}}$ となる．学習データの作成時間 T_{calib} は最短でも 8 時間かかるため， N を 1,000 とすると，従来手法のコストは約 1 年である．一方で，センサクラスタリング手法で分類したクラスタ数 k を 8 にし， T_{cluster} を 10 分にする，提案手法の時間コストは 10 日であり，時間コストの大幅減少が期待できる．

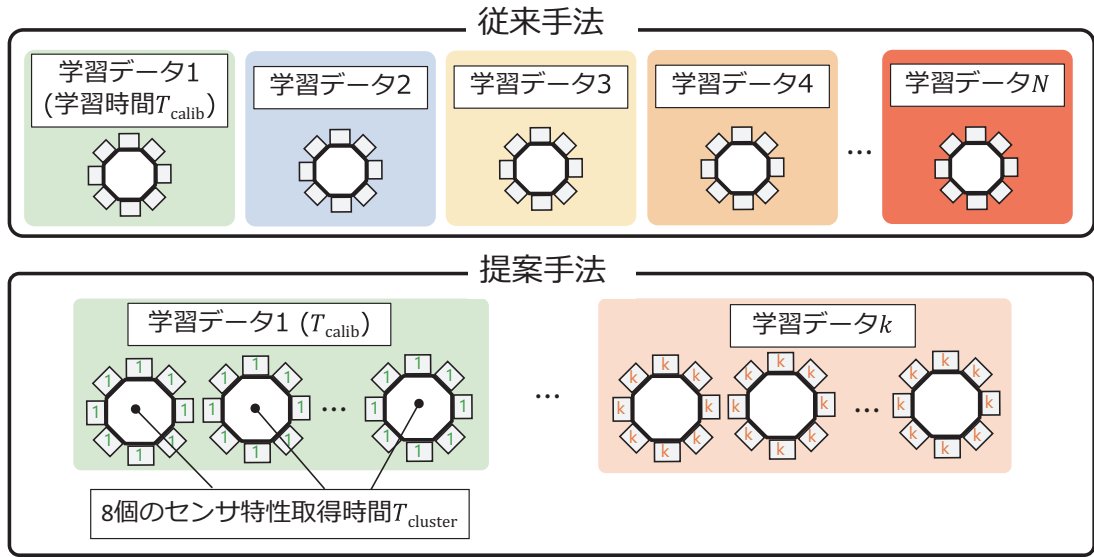


図 2.7 センサクラスタリングを用いる場合の時間コストの削減

上記の実装方法では、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ない。そこで、図 2.8 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実装方法を提案する。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。しかし、同じ位置に取り付くセンサは同じクラスタに所属することを保証すれば、学習データを別の車両相対位置計測装置に転用する際に、車両相対位置計測装置に実装するすべてのセンサが同一のクラスタに所属する場合と同程度の効果を発揮することが期待できる。

この実装方法を使用する場合、車両相対位置計測装置に実装するセンサを分別する手間は必要であるが、1つのクラスタに含まれるセンサが少なくても、学習データは転用できる。

2.4 センサクラスタリング手法の技術課題と解決アプローチ

センサクラスタリング手法の実装には、以下の技術課題を解決しなければならない；

1. 三角測距式距離センサの出力特性を取得する装置が存在しないため、センサ出力特性取得装置の要求機能を定義し、設計する。
2. 取得したセンサ出力データに基づいた、センサの非類似度の定義
3. 類似センサと非類似センサの境界となる、センサ非類似度閾値の定義。
4. 本研究に適切なクラスタリングアルゴリズムの選定。

本節では、以上の技術課題に対して、それぞれの解決アプローチを述べる。

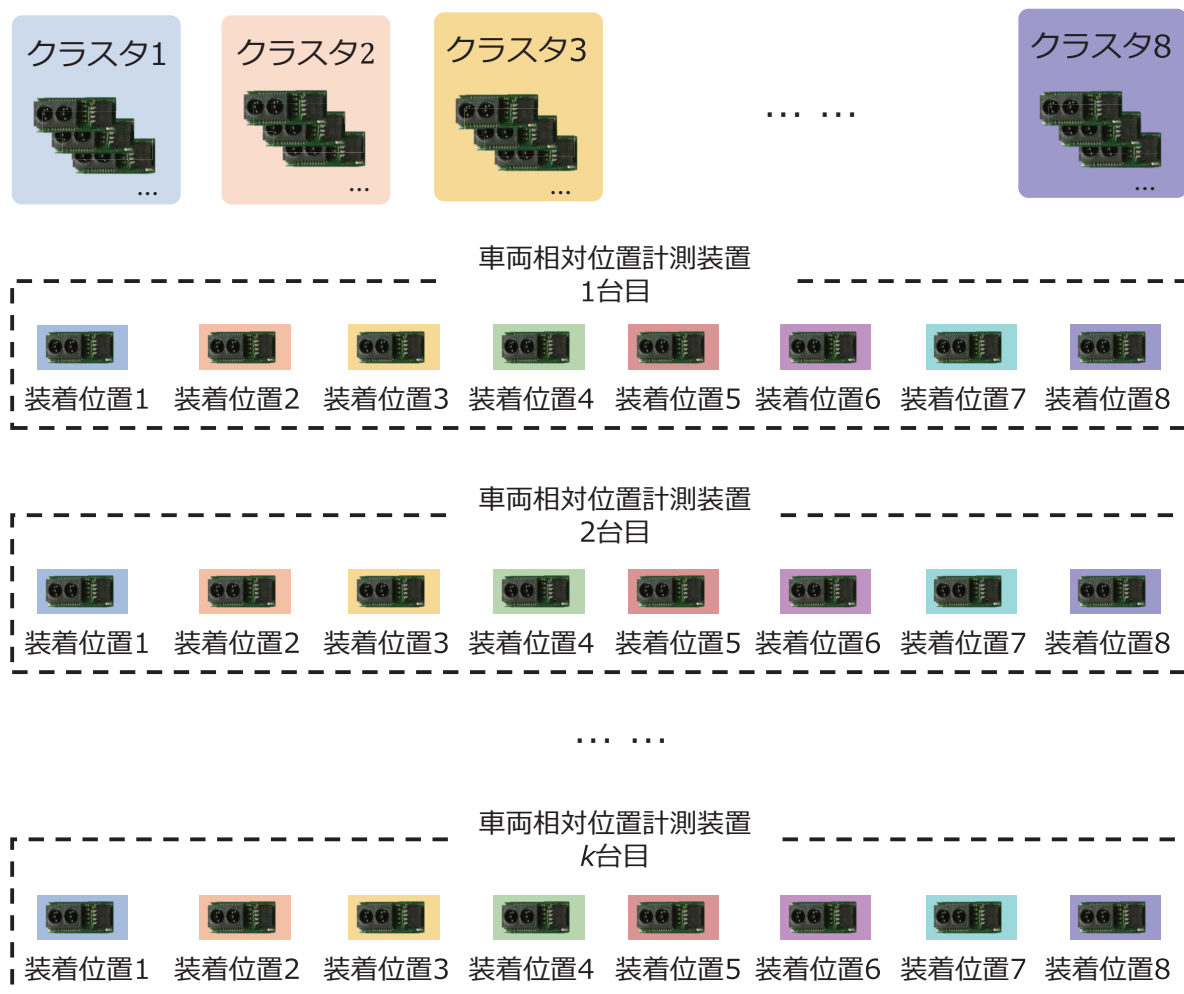


図 2.8 車両相対位置計測装置のセンサが複数のクラスタにの所属を許容する実装方法

2.4.1 センサ出力特性取得装置のコンセプトと要求機能

センサ出力特性取得装置の概念図は図 2.9 に示す。距離 l と傾き φ に依存するセンサの出力特性 $f(l, \varphi)$ を取得するには、直動アクチュエータと回転アクチュエータで l と φ を変え、センサの出力データを記録すれば、センサの出力特性を取得できる。前述のように、本研究で提案するセンサクラスタリング手法の時間コストを短縮するには、センサの出力特性を計測しクラスタリングする時間 T_{cluster} を十分に短くしなければならない。そこで、センサ出力特性取得装置に高速で移動できる電動スライダ（直動アクチュエータ）とステッピングモータ（回転アクチュエータ）を搭載し、一度に多数個のセンサの出力を取得可能とし、 T_{cluster} を短縮する。

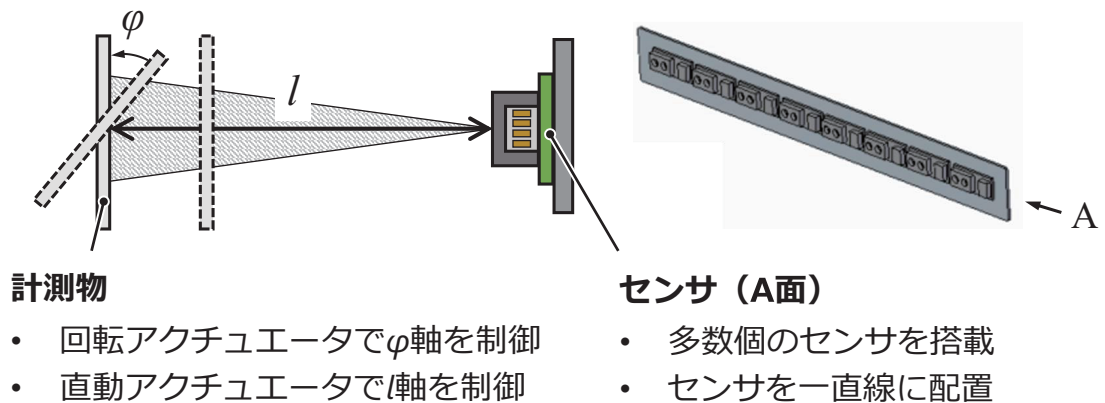


図 2.9 センサ出力特性取得装置の概念図

センサ出力特性取得装置が抽出した出力特性データは可能な限りセンサの特性のみを反映し、装置自体がデータに与える影響が小さいことが必要である。そのため、センサ出力特性取得装置は、以下の要求機能が求められる；

1. 計測の再現性：センサを装置に装着した状態で、図 2.10 に示す通りの複数回の出力値のばらつきが小さい。
2. センサ付け外しに対する安定性：図 2.11 のように、センサを取り外し、同一位置に取り付けなおした際の出力値のばらつきが小さい。
3. センサ位置交換に対する安定性：図 2.12 のように、センサの装着位置を変更して計測する際に、取付け位置に対する出力値のばらつきが小さい。

以上の要求機能を達成している場合のみ、センサ出力特性取得装置が抽出した出力特性データはセンサの特性のみを反映すると言える。センサ出力特性取得装置の設計と要求機能の検証は 4 章で述べる。

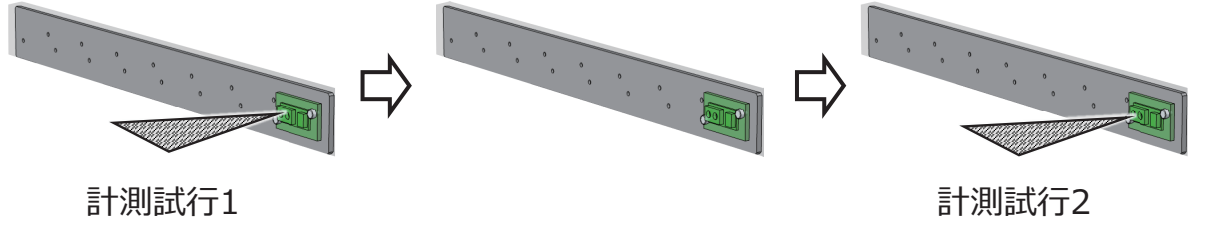


図 2.10 計測の再現性を検証する方法

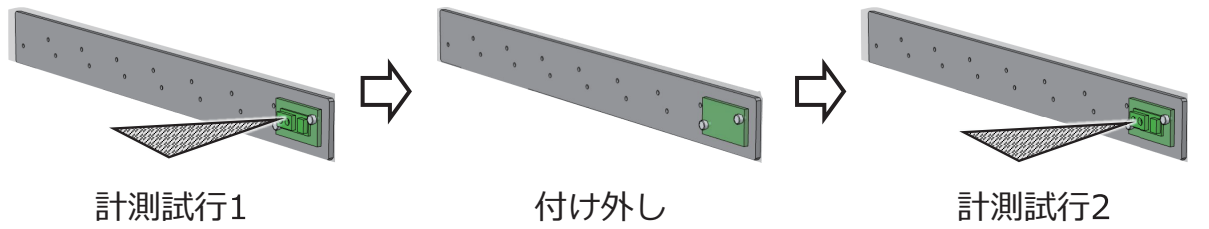


図 2.11 センサ付け外しに対する安定性を検証する方法

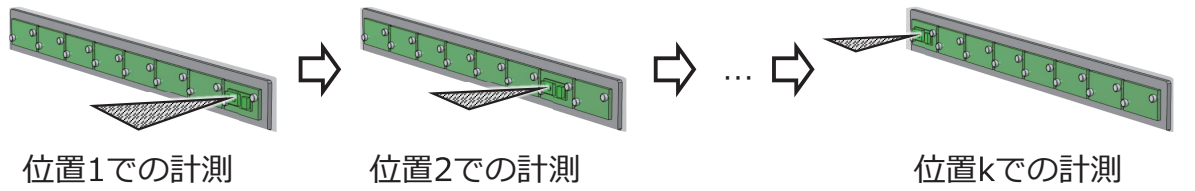


図 2.12 センサ位置交換に対する安定性を検証する方法

2.4.2 正規化距離によるセンサ非類似度の評価

センサ出力特性取得装置で取得したセンサ出力特性データに基づいて、正規化距離という指標を用いて、センサの非類似度を評価する。

出力特性データは、センサと測定物の距離 l 、および測定物傾き φ が変化する際のセンサ出力値を保存している。正規化距離は、2つの出力特性データの個々の l と φ でのセンサ出力値においての変動具合を評価する。具体的には、2つの計測データ ($\mathbf{x}_p, \mathbf{x}_q$) 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 $e_{p,q}(L_i, \varphi_j) = x_p(L_i, \varphi_j) - x_q(L_i, \varphi_j)$ の距離 L_i に対する正規化を行い、その N_i 点の距離と N_j 点の傾きについての平方平均二乗誤差を式 (2.1) により、正規化距離として計算する。各変数の定義を図 2.13 に示す。センサと計測物の距離が遠いほど、測距精度が悪化し、 $e_{p,q}(L_i, \varphi_j)$ がより大きくなる。

$d_{\text{normal}}(p, q)$ を計算する際に距離 L_i が遠い点の影響を小さくするため、 L_i に対する正規化を行う。正規化距離が小さいほど、計測したデータの変動が少ない。

$$d_{\text{normal}}(p, q) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N_i} \sum_{j=1}^{N_j} \left(\frac{e_{p,q}(L_i, \varphi_j)}{L_i} \right)^2}{N_i N_j}} \quad (2.1)$$

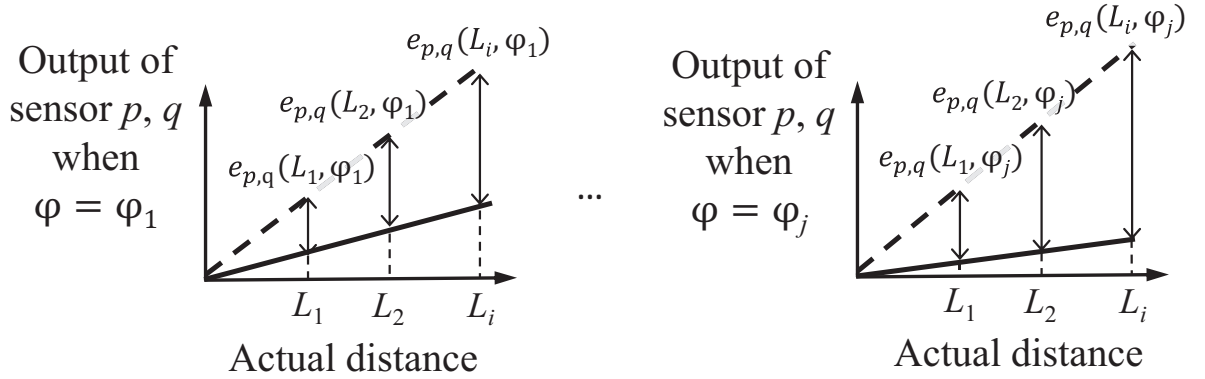


図 2.13 正規化距離計算式の変数

2.4.3 センサ非類似度閾値の決定実験

類似の出力特性を持つセンサを実装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可能性がある。しかし、類似センサと非類似センサの境目となる、センサの出力特性データの正規化距離の閾値を実験で定義する必要がある。実験の概念図を図 2.14 に示す。

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、順番に基準グループの各センサと交換し、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。HILS 実験は先行研究に倣い、[16] での 5 種類のコース：(1) 定常円旋回コース；(2) 車線乗り移りコース；(3) スラロームコース；(4) パルス操舵コース；(5) 加速発進コースを用いる。5 種類のコースに対して、5 台の隊列走行が維持できれば、隊列走行は成功とする。非類似度が「小」、「中」、「高」のセンサを実装する際の隊列走行性能は順次に悪化することは想定している。学習データを転用する場合でも隊列走行が成功すればそのグループからセンサ非類似度の閾値の範囲を絞り込むことができる。例えば、非類似度が「高」センサを実装する場合の隊列走行は失敗したが、非類似度が「中」と「小」のセンサを実装する場合の隊列走行は成功した。これで、センサ非類似度の閾値は「中」と「高」の範囲内にあると判定できる。

ここで、同じ位置のセンサのみを変更するのは、非類似度閾値の分析を単純にするためである。

非類似度の「小」、「中」、「高」に相当する正規化距離の選択、そして非類似度閾値決定実験の実験結果は5.1節に示す。

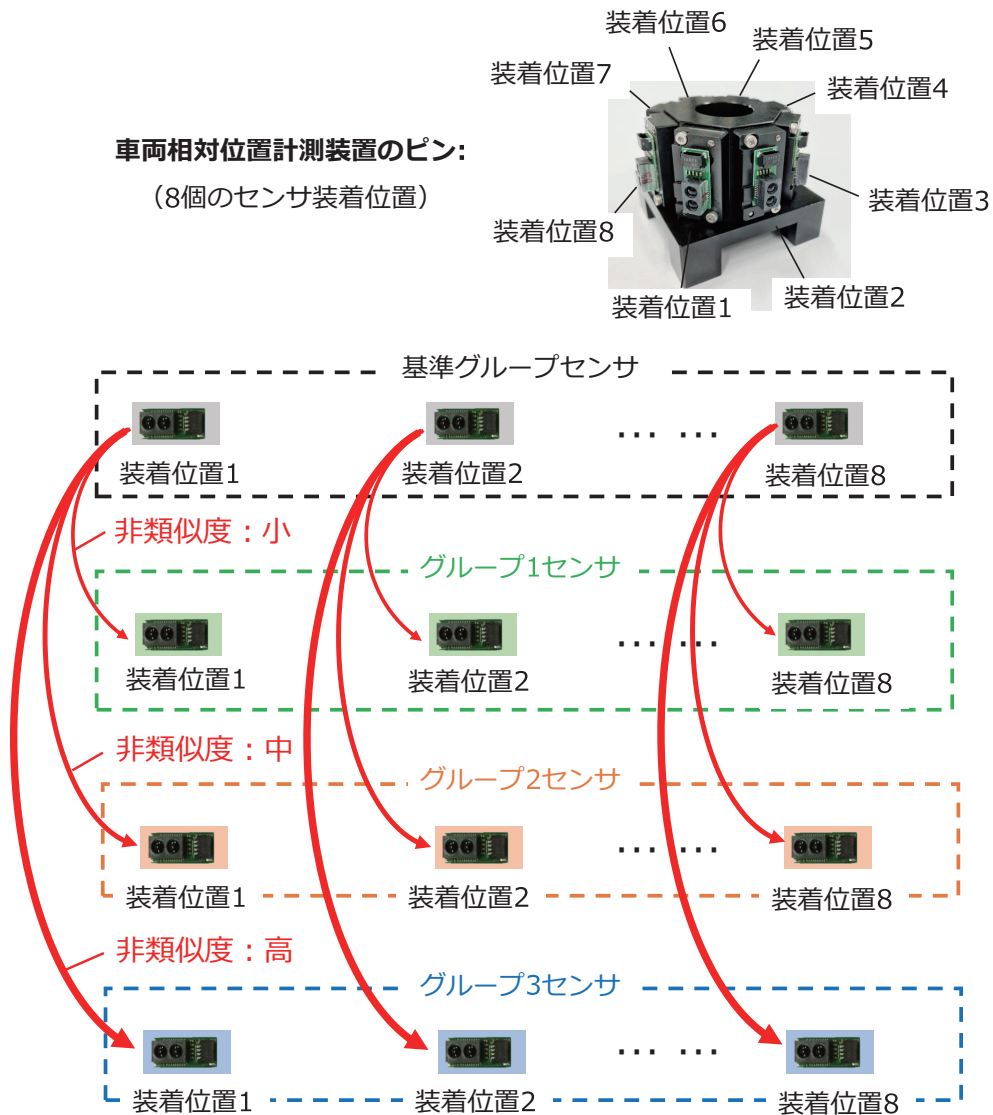


図 2.14 非類似度閾値実験の概念図

2.4.4 クラスタリングアルゴリズムの選定

センサ非類似度閾値の決定実験により、閾値以下の非類似度を持つセンサを実装すれば隊列走行は維持できる。閾値以下の非類似度を持つセンサを集めるために適切なクラスタリングアルゴリズムを決める。

クラスタリングアルゴリズムは大きく階層的クラスタリング手法と分割最適化手法に分けられる [23–25]. 階層的クラスタリングは, 1 個のクラスタに 1 個の対象だけを含む初期状態から, クラスタ間の非類似度に基づいて, 最も小さい非類似度を持つ 2 つのクラスタから逐次に併合し, すべてのクラスタが 1 つになるまで繰り返すアルゴリズムである. クラスタの併合順番とクラスタ間の非類似度はデンドログラム (樹形図) によって表示する. デンドログラムの一例を図 2.15 に示す. デンドログラムの横軸はクラスタリングの対象, 縦軸に示すのは次に併合する 2 つのクラスタの間の非類似度. ユーザがクラスタ数, もしくは非類似度から, デンドログラムの分割位置を決め, クラスタリングを行う. 図 2.15 のように分割すると, 8 個のクラスタが生成される.

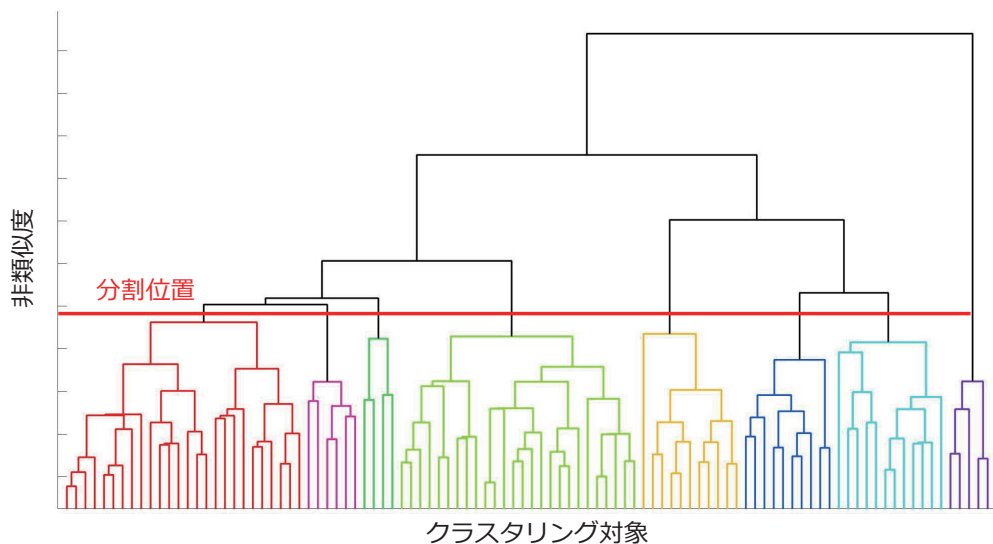
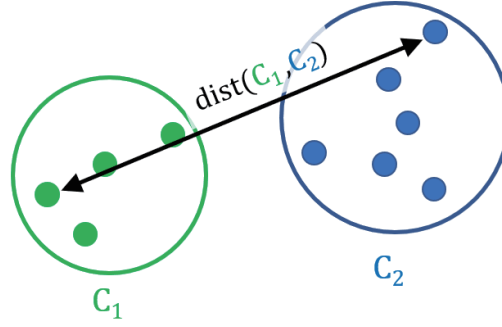


図 2.15 デンドログラムの一例

分割最適化手法の代表的なアルゴリズムは k -means 法である. k -means 法は初期状態として k 個の重心をランダムに設定する. そして, すべての点に対して, k 個の各重心との距離を計算し, 各点を最も近い重心と同じクラスタに割り当てる. 最後に, k 個のクラスタの中の重心の位置を更新し, 重心の位置が安定になるまで繰り返す.

k -means 法などの分割最適化手法の利点は計算量が少なく, 大量のデータ処理に向いていることである. しかし, 事前にクラスタ数 k を指定しなければならない問題点がある. クラスタリングの対象に対する事前知識があれば, クラスタ数の範囲を推定できるが, 本研究のように, クラスタリングの対象であるセンサに対する事前知識がない場合, クラスタ数の指定が困難である. 一方で, 階層的クラスタリングは同一クラスタ内のセンサの最大非類似度を簡単に制御できる利点がある. 具体的には, クラスタ間の距離を図 2.16 に示す最長距離法で計算することによって制御できる. 最長距離法は, 2 つのクラスタの中の要素の相互の非類似度を計算し, 最も大きい非類似度をクラスタ間の距離とする.

$\text{dist}(C_1, C_2)$ が前述の実験で決定したセンサ非類似度閾値を超えた場合、クラスタの併合を停止する、つまりセンサ非類似度閾値を図 2.15 の分割位置とし、その時点のクラスタリング結果を出力すれば、同一クラスタ内のセンサの非類似度がセンサ非類似度閾値より小さいことが保証できる。



$$\text{dist}(C_i, C_j) = \max_{s_i \in C_i, s_j \in C_j} d_{\text{normal}}(s_i, s_j)$$

図 2.16 クラスタ間の距離 $\text{dist}(C_i, C_j)$ の定義

そのため、本研究のように、センサ間の最大非類似度を閾値以下にしたい、クラスタ内の要素の最大非類似度を制御したい場合には、階層的クラスタリングと最大距離法の組み合わせが向いていると考えられる。階層的クラスタリングの欠点として、計算量の多さが指摘されているが、本研究はハードウェア（センサ）を対象に、特性を把握する上でクラスタリングを行うため、クラスタリングを行う対象の数を多くできない。それを踏まえて、階層的クラスタリングでも短時間で処理できると判断し、以上により、本研究は階層的クラスタリング手法を採用した。

まとめとして、本研究で採用された階層的クラスタリングの流れを図 2.17 に示し、アルゴリズムの疑似コードを Algorithm 1 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**
-

階層的クラスタリング・最長距離法

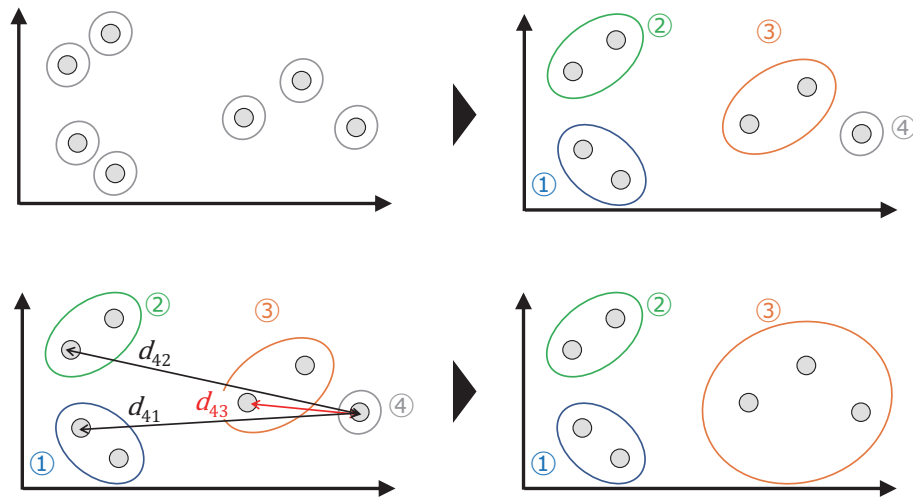


図 2.17 階層的クラスタリングの流れ

2.5 センサクラスタリング手法のまとめおよび検証実験方針

学習データの直接転用による車両相対位置の計測精度が悪化し、隊列走行を維持くなるという問題に対して、センサクラスタリング手法を提案した。センサクラスタリング手法の概要は以下の通りである；

1. 大量のセンサを用意し、センサ出力特性取得装置でセンサの出力特性データ取得する。
2. 正規化距離を用いてセンサ間の非類似度を計算する。
3. すべてのセンサ間の非類似度を入力として、階層的クラスタリングによってクラスタリングを行い、閾値以下の非類似度を持つセンサを 1 つのクラスタに集める。

同じクラスタ内のセンサで実装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ため、時間コストは削減できる。

検証実験の方針として、まずはセンサ非類似度閾値の決定実験で選出された 3 グループのセンサに対して、HILS 実験を行い、各コースでの相対位置推定精度と隊列走行の走行データから非類似度閾値を算出する。そして、非類似度閾値を用いてクラスタリングをし、類似出力特性を持つセンサを選出する。最後に、同じクラスタの中の異なるセンサを実装し、学習データを転用・転用しない場合に対して、それぞれの HILS 実験を行う。転用・転用しない場合の隊列走行の走行データを比較し、学習データの転用による走行性能への影響を評価する。センサクラスタリング手法の検証実験は 5 章で述べる。

第 3 章

学習データの転用による隊列走行への影響の定量評価

本章では，学習データの作成に使用するセンサと隊列走行実験に使用するセンサが一致，そして一致しない場合に対してそれぞれ実験し，2.2 節で述べた学習データの転用による隊列走行への影響の定量評価を行う．

3.1 学習データの転用による相対位置計測精度の低下

学習データの転用によるピン・リング相対位置推定精度の低下を検証するために，無作為に 2 セットのセンサを選び出し，それぞれを用いて 2 つの学習データを作成した．そして，2 セットのセンサと 2 つの学習データの 4 つの組み合わせで，図 3.1 に示すように，計 329,751 点の (x, y, θ) 位置についての相対位置測定精度を RMSE (Root Mean Square Error) で評価した．

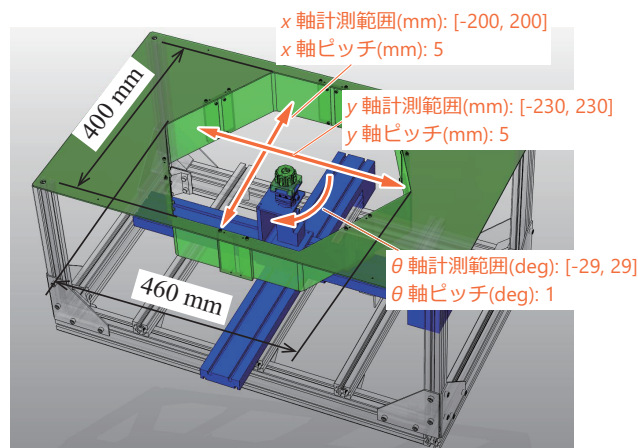


図 3.1 RMSE のに使用するデータの (x, y, θ) 範囲

実験結果は図 3.2 に示す．ここで，学習データ A はセンサセット A によって作成し，学習データ B はセンサセット B によって作成する．図 3.2 の左上と右下に示すのは学習データの作成，および計測精度の測定実験に使用するセンサが一致する場合の RMSE 値である．学習データの作成と測定に使用するセンサが一致する場合， (x, y) 軸の計測誤差がともに 1mm 以下となり， θ 軸の計測精度は 0.3deg ほどの高精度を達成した．しかし，学習データの作成と測定に使用するが一致していない場合， (x, y) 軸の計測誤差がともに 5mm ほどになり， θ 軸の計測精度は 2deg ほどになった．学習データの転用により， (x, y, θ) 軸の計測誤差が 6～7 倍ほど増加した．

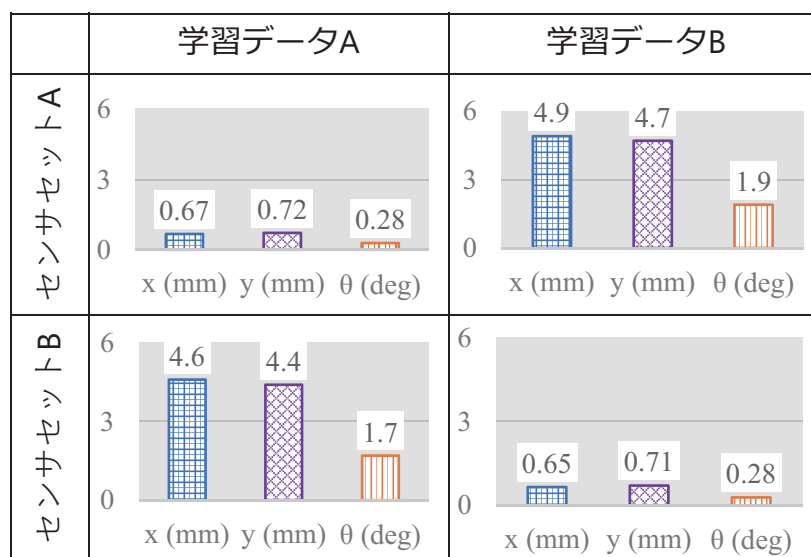


図 3.2 学習データの転用による RMSE の悪化

計測誤差の分布は図 3.3 と図 3.4 を用いて説明する．図 3.3 は (x, y) 平面におけるピンの (x, y) 位置の推定値と真値の距離を示したものである．ここでの距離とは各 θ で計測した距離の平均値である．図 3.3 から分かるように，学習データを転用しない場合，リング範囲内の測定誤差は全体として低く，リング中心部から壁面周辺までの測定誤差は増加していくが，測定誤差の差は 1～2mm に収まった．一方で，学習データを転用する場合，リング範囲内の測定誤差は全体として高くなっている．誤差の分布について，リング中心部の測定誤差は 2mm ほどとなり，リング壁面周囲の測定精度は最大で 12mm となった．その差は転用しない場合と比較して大幅に増加した．

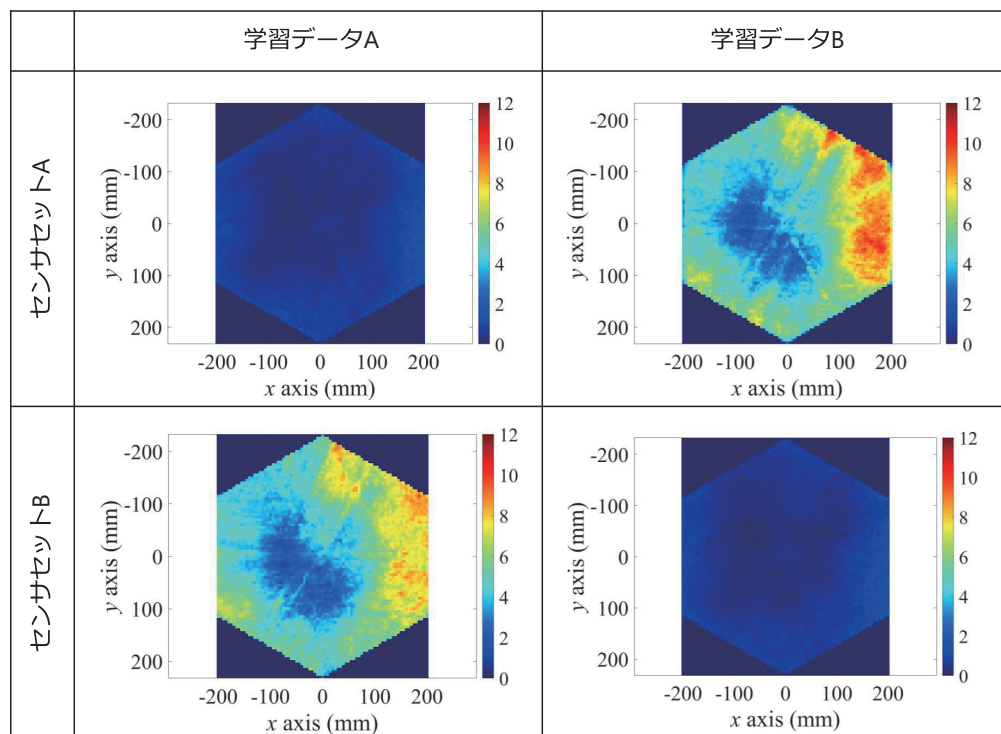
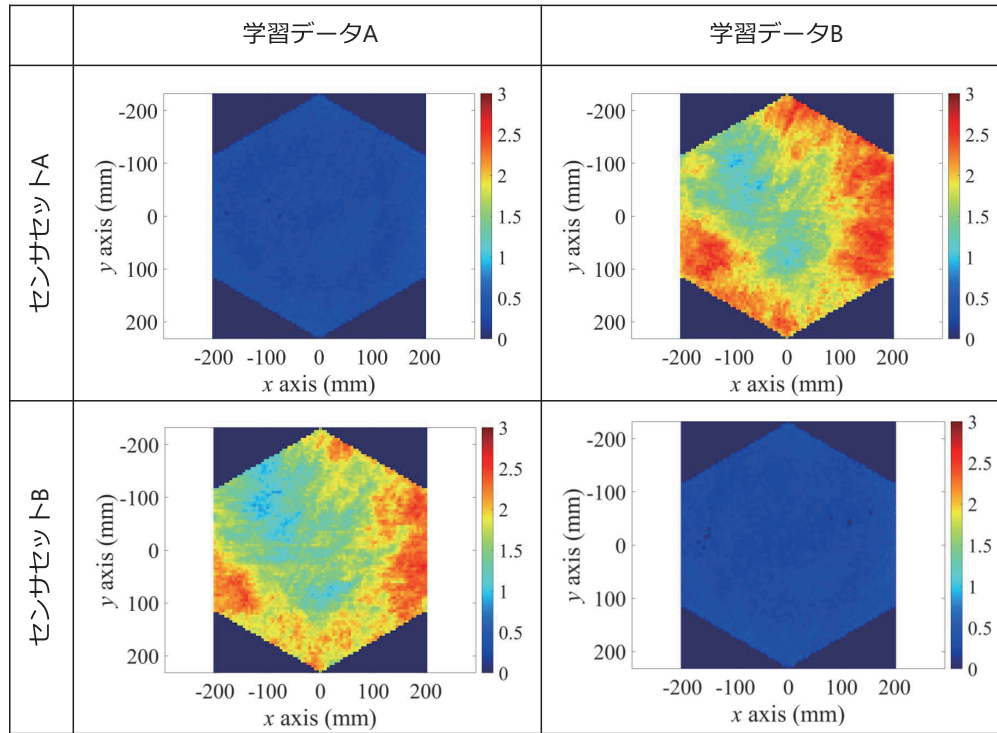


図 3.3 学習データの転用による (x, y) 軸の計測誤差分布の変化

図 3.4 は (x, y) 平面におけるピンの θ 位置の推定値と真値の差を示したものである．ここでの差は各 θ での差の平均値である． (x, y) 位置の誤差分布と同じく，学習データを転用しない場合，リング中心部から壁面周辺までの測定精度の差はほぼなく，学習データを転用する場合，測定誤差は中心部の 1deg から壁面周囲の 3deg に増加し，2deg ほどの差がある．

図 3.4 学習データの転用による θ 軸の計測誤差分布の変化

3.2 計測精度の低下による後続車の高速旋回

学習データの転用による相対位置計測精度が低下していくことを確認した。2.2 節で述べたように、計測精度の低下によって推定したピン位置が高速に移動するように見えるため、後続車も高速に旋回しなければならない、結果をして後続車のピンを高速に移動させる。それを HILS 実験で検証する。HILS 実験は岡元らの先行研究 [10] と同じく、(1) 定常円旋回コース；(2) 車線乗り移りコース；(3) スラロームコース；(4) パルス操舵コース；(5) 加速発進コースの 5 コースで評価したが、5 種類のコースで同様な傾向を示したため、ここでは (1) 定常円旋回コースを用いて議論する。

まず、図 3.5 に示すのは予測したピン位置と実際のピン位置の (x, y) 平面上の距離、 θ 軸の偏差、そして角速度の出力である。学習データを転用しない場合（赤線）と比べて、学習データを転用する場合（青線）では、推定したピンの (x, y, θ) 位置が収束せず、実際の (x, y, θ) 位置から大きくずれた。そして、推定したピン位置も激しく変化していることが確認できる。そのため、幾何学的に算出した先導車の位置も激しく変化したため、先導車を追跡するために、出力した角速度も激しく変化した。

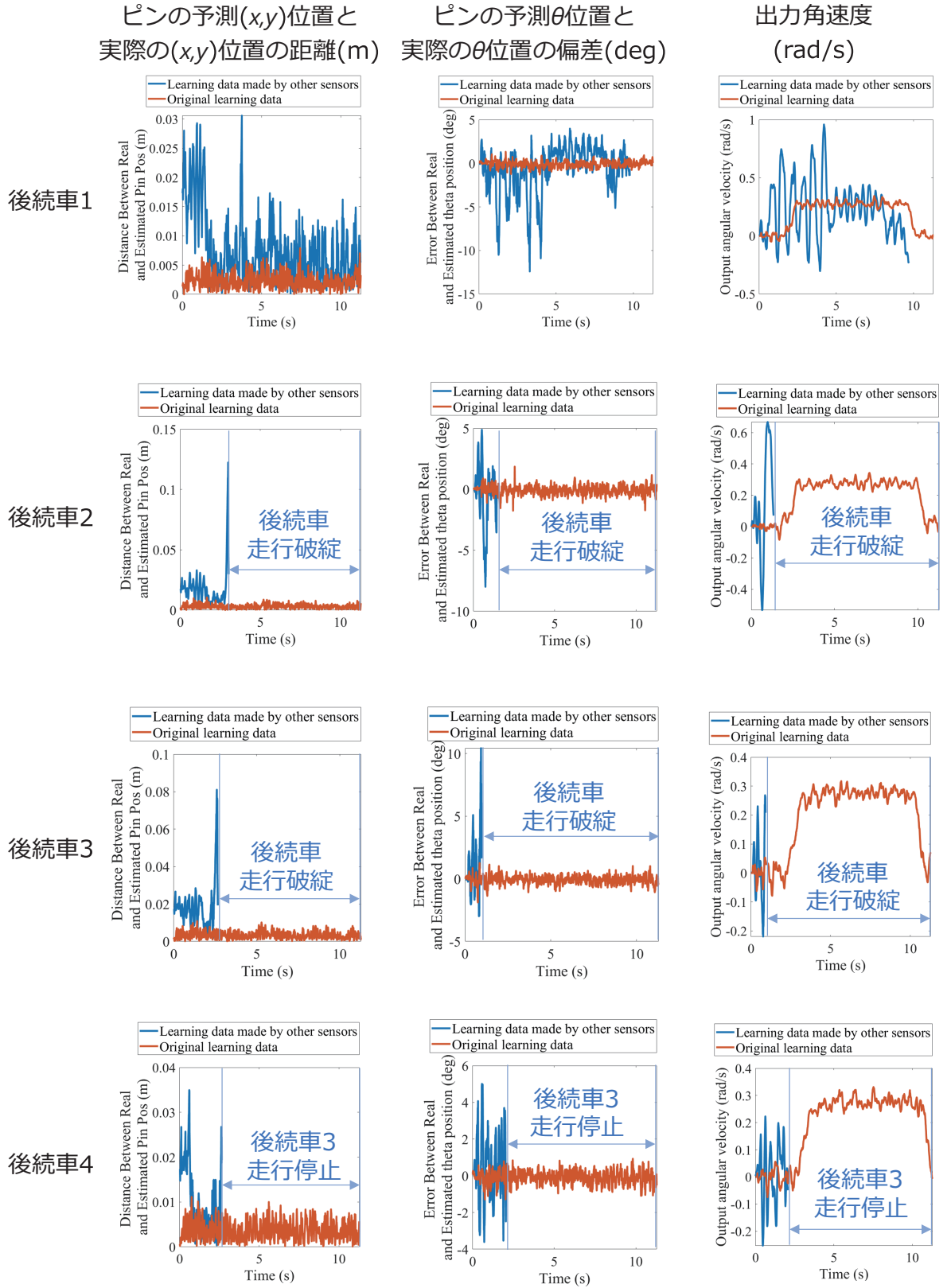


図 3.5 学習データの転用によるピン推定位置のずれと出力角速度の激しい変化

各後続車の角速度が激しく変化すると後続車の位置も激しく変化する．図 3.6 に示すのは定常円旋回コース走行の際の先導車，および後続車 1 から後続車 4 までの時系列姿勢である．学習データを転用しない場合，滑らかに旋回した先導車に対して，各後続車も滑らかな旋回を維持し，後続車は安定して走行した．しかし学習データを転用する場合は，各後続車の角速度出力は大きく変化したため，各後続車の姿勢が大きく変化した．後続車の姿勢が大きく変化すると各後続車のピンの位置も高速に変化した．2.2 節で述べたように，ピンの移動速度は後続車ごとに増幅したため，後続車であるほど追跡が難しく，隊列走行が破綻してた．

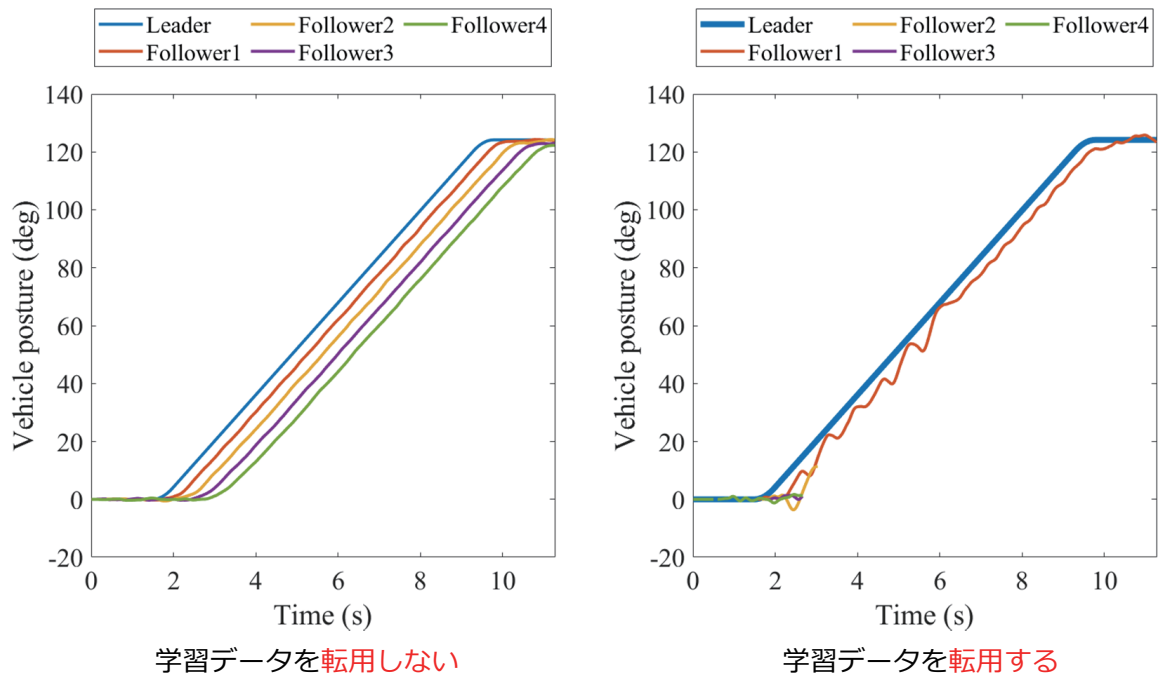


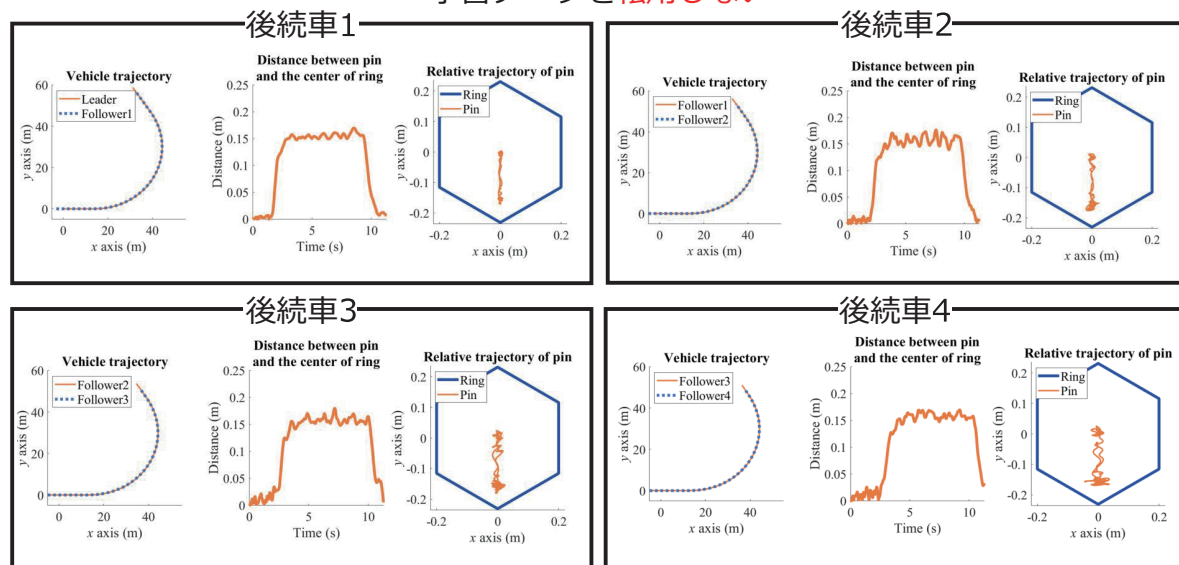
図 3.6 後続車の時系列姿勢

3.3 学習データを転用する場合の隊列走行データ

学習データを転用しない，そして転用する場合の隊列走行データを図 3.7（定常円旋回コース），図 3.8（車線乗り移りコース），図 3.9，（スラロームコース）図 3.10（パルス操舵コース），そして図 3.11（加速発進コース）に示す．各図には左から先導車両と後続車両の走行軌跡，ピン・リング相対距離の時系列データ，およびピン・リングの相対距離を描画する．各コースにおいて，先導車の併進速度と角速度は岡元らの設定 [10] を做った．

定常円旋回コースにおいて、学習データを転用しない場合、4台の後続車はすべてコースを完走し隊列走行を維持したが、カーブ走行では、ピンがリング壁面周囲に位置した。しかし、図3.3で説明したように、学習データを転用する際に、リング壁面周囲の計測精度が大幅に下がる。それによって、カーブ走行時ピンが壁面周囲に移動すると、ピンの位置を正確に推定できず、後続車2から隊列走行が破綻したと考えられる。

学習データを転用しない



学習データを転用する

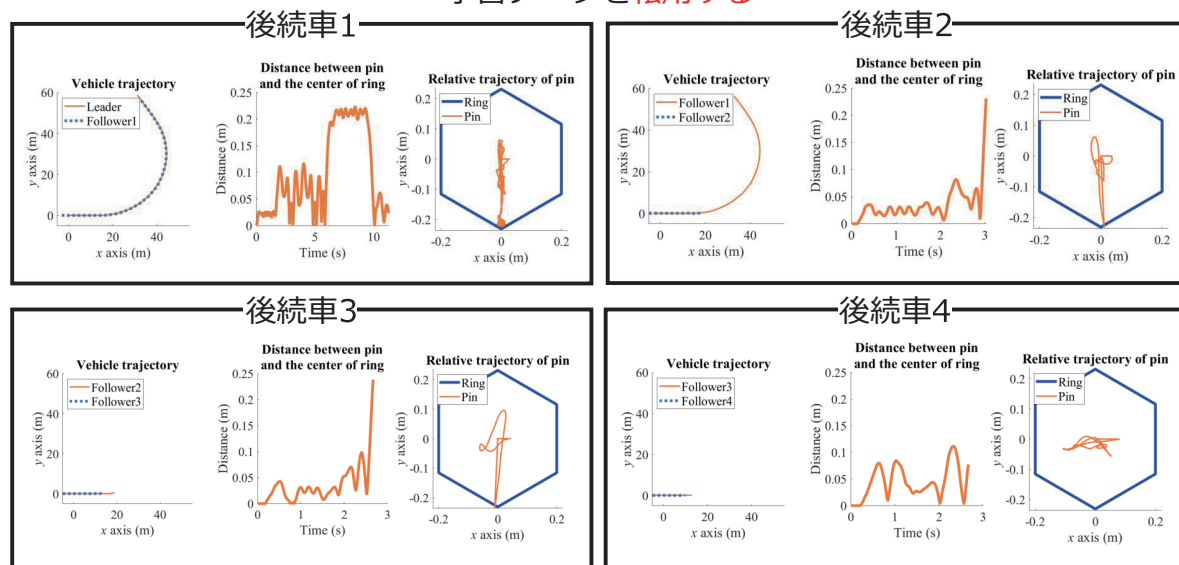
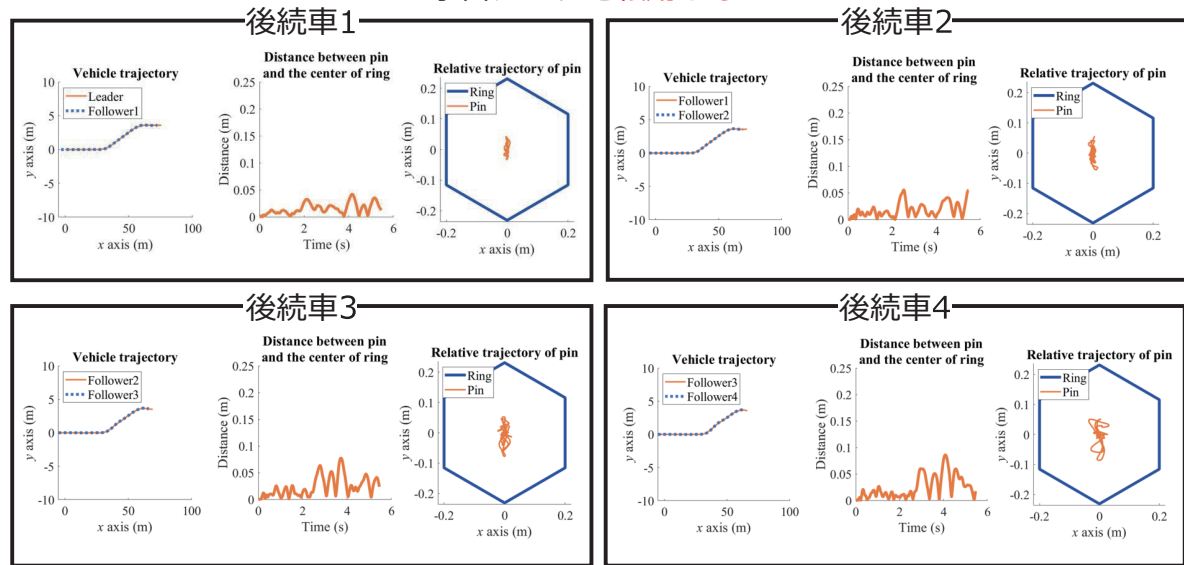


図 3.7 学習データを直接転用する際の走行データ：定常円旋回コース

車線乗り移りコースにおいて、学習データを転用しない場合、隊列が破綻せず、ピンの軌跡もリングの中心部に収まったが、学習データを転用する場合では後続車 1 から隊列走行が破綻した。その原因として、車線乗り移りコースでは先導車の併進速度は 50km/h であり、定常円旋回コースの 30km/h よりも大幅に速い。先導車が旋回し始めた際に、先導車後方のピンが図 2.5 に示すように急激に左右に移動し、ピンをリング壁面周囲の計測精度低下範囲内に進入する。それによって、隊列走行が破綻した。

学習データを転用しない



学習データを転用する

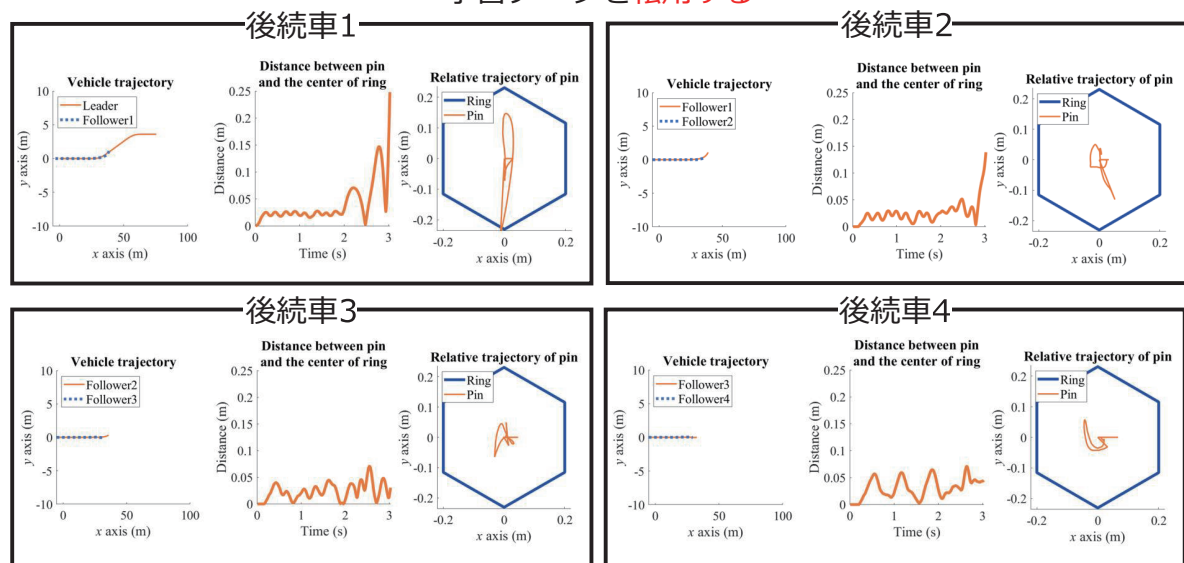
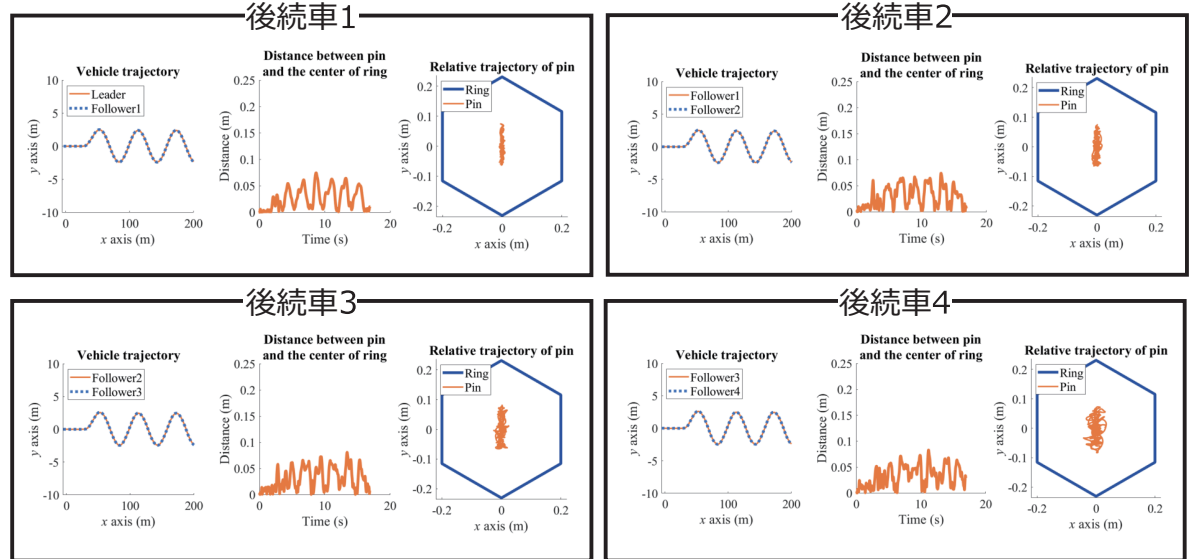


図 3.8 学習データを直接転用する際の走行データ：車線乗り移りコース

スローラムコースにおいて、学習データを転用しない場合、先導車のピンはリングの中心部で繰り返して振れた。学習データを転用する場合、ピンがさらに急激に振れ、リンクと接触してしまった。これは、ピンの繰り返して変位により、計測誤差の累積によってピン・リングの接触を引き起こしたと考えられる。

学習データを転用しない



学習データを転用する

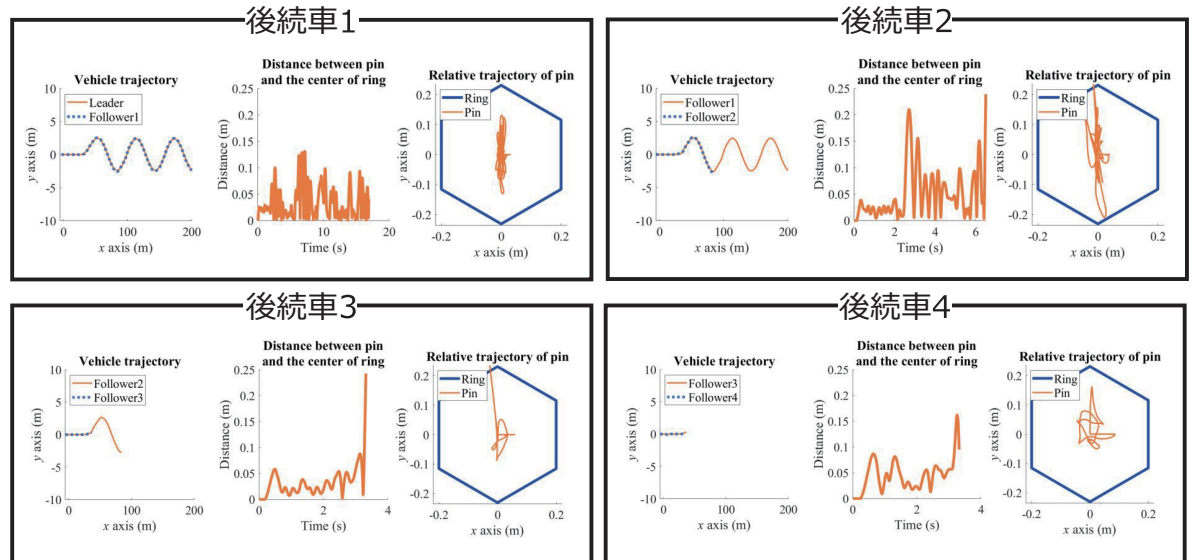
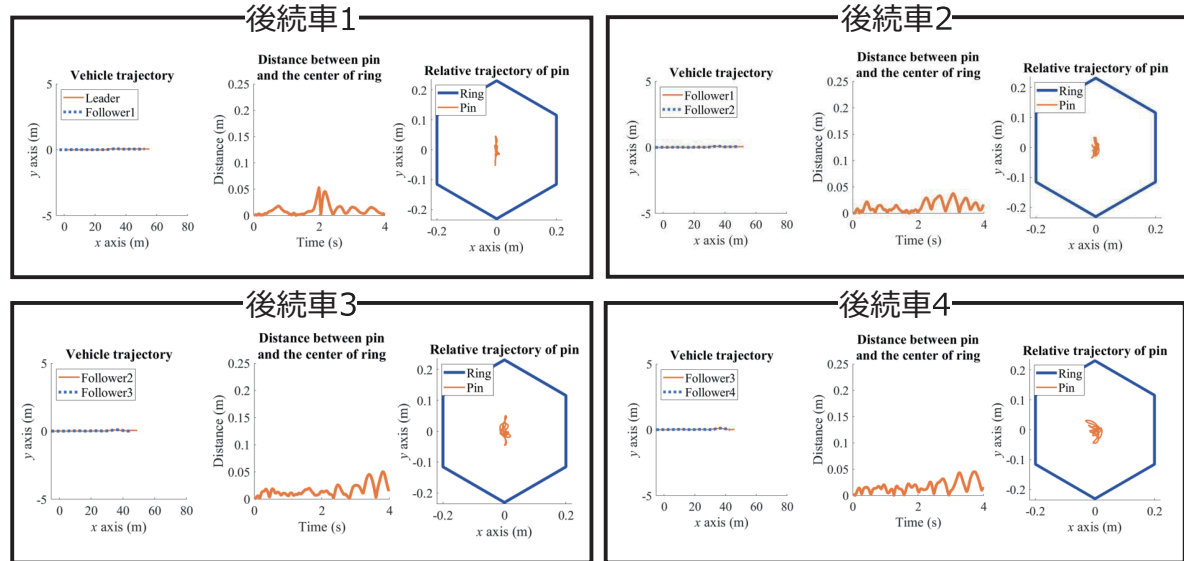


図 3.9 学習データを直接転用する際の走行データ：スローラムコース

パルス操舵コースにおいて、学習データを転用しない場合、先導車のピンはパルス操舵によってリングの中心部で高速に振れた。学習データを転用する場合、後続車 2 からピンの軌跡は中心部から大きく離れ、後続車 3 から隊列が破綻した。学習データの転用により、ピンの瞬時の変位に対する隊列走行を維持する能力が下がった。

学習データを転用しない



学習データを転用する

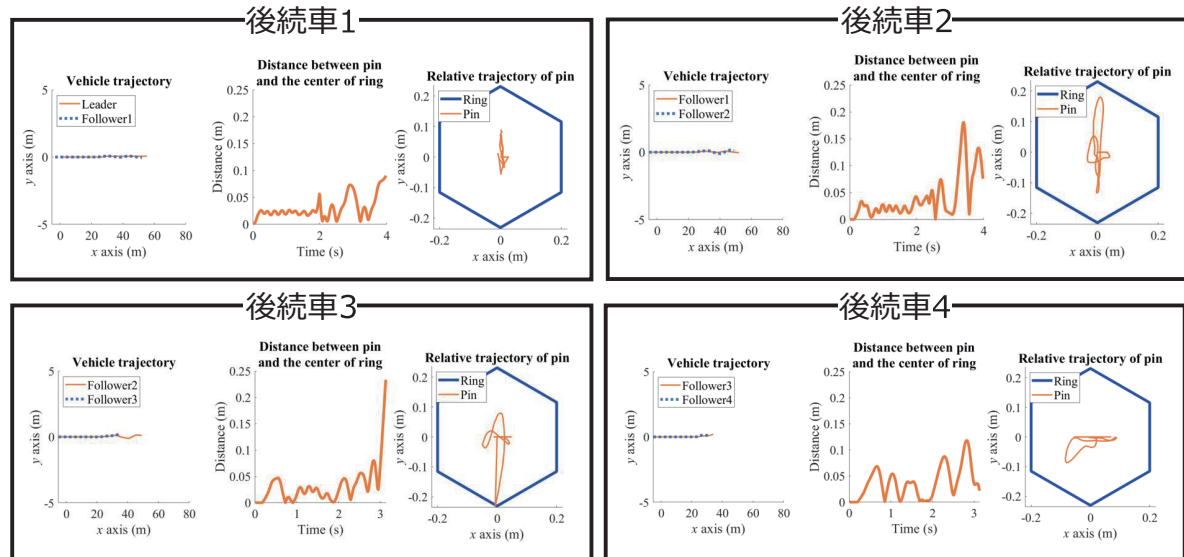
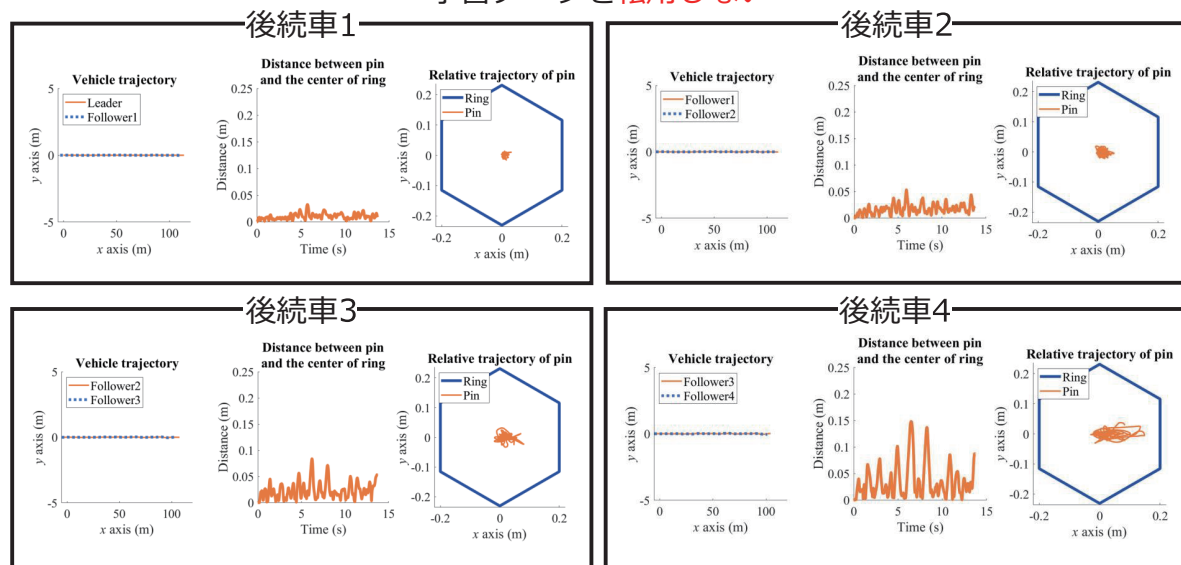


図 3.10 学習データを直接転用する際の走行データ：パルス操舵コース

加速発進コースにおいて、先導車は静止から 60km/h まで急発進する．学習データを転用しない場合、先導車のピンは急発進によって進行方向上に振れた．加速発進コースではピンは進行方向のみに向けて変位したため、学習データを転用する場合、後続車 3 までは隊列走行を維持したが、後続車 4 は破綻した．ピンが一方方向に向けて変位しても、学習データを転用する場合では隊列走行が維持できないことを確認した．

学習データを転用しない



学習データを転用する

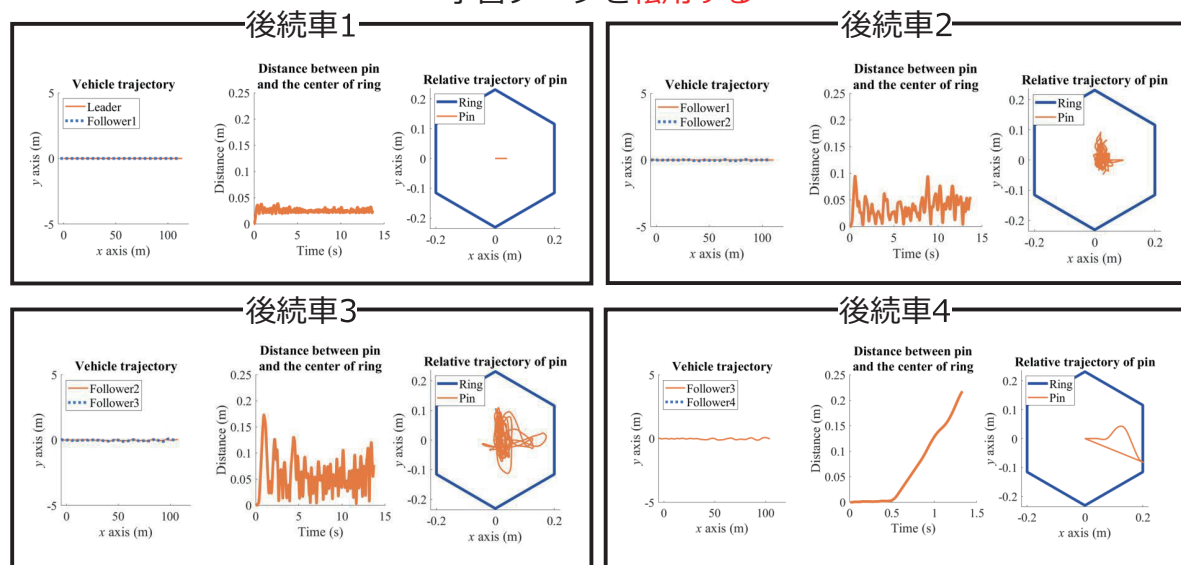


図 3.11 学習データを直接転用する際の走行データ：加速発進コース

各コースでの隊列走行を維持した後続車数を表 3.1 にまとめる。学習データを直接転用する場合、コースを完走した後続車数が著しく減少し、隊列走行を達成できとは言えない。提案したセンサクラスタリング手法によって、学習データを作成したセンサと転用先のセンサが類似であることを保証し、隊列走行は成功できると考えられる。

表 3.1 学習データの直接転用による隊列走行維持台数の変化

条件	コース				
	定常円旋回	車線乗り移り	スラローム	パルス操舵	加速発進
学習データを 転用しない	4	4	4	4	4
学習データを 転用する	1	0	1	2	3

第 4 章

センサ出力特性取得装置

本章では，2.4 節で述べたセンサ出力特性取得装置の設計，および装置の計測再現性，センサ付け外しに対する安定性，そしてセンサ位置交換に対する安定性の性能検証について述べる．

4.1 センサ出力特性取得装置の設計

センサクラスタリングを実行するための，個々の距離センサの特性を知る必要がある．距離センサの出力特性は 2.4 節で述べたように，センサと計測物の距離 l と計測面の傾き φ によって定義され，各距離 l と傾き φ でのセンサ出力は図 4.1 に示すセンサ出力特性取得装置で取得する．

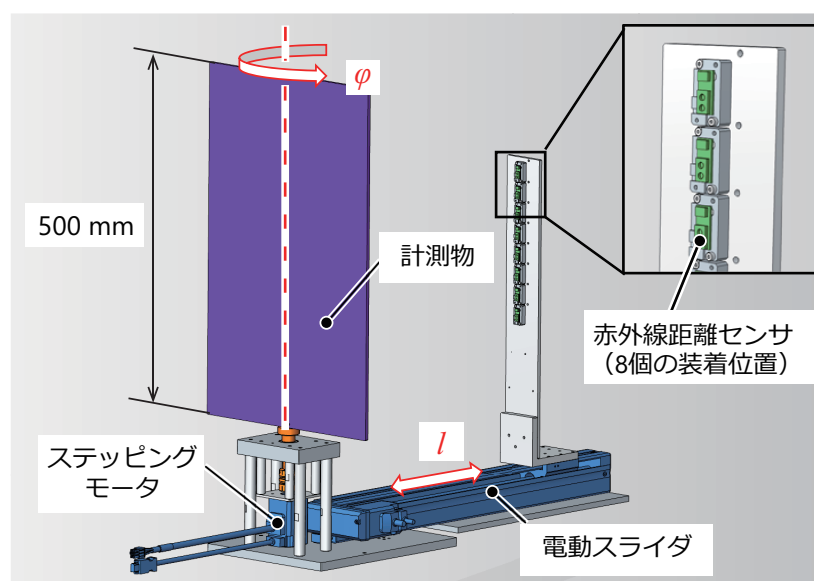


図 4.1 センサ出力特性取得装置の概要図

装置の測定範囲として、 l は 95mm～445mm の範囲内で、10mm のピッチで 36 点を記録し、 φ は 30deg～150deg の範囲内で、10deg のピッチで 13 点を記録した。上記の測定範囲は HILS 実験を行う際のピン・リング相対移動軌跡を見て、経験的に定めた範囲である。

距離 l を変化させるために電動直動スライダ（オリエンタルモーター製「EAS4RNX-E045-AZAKD」）を用い、 φ 軸の回転はステッピングモータ（オリエンタルモーター製「AZM46A0K」）を使用する。電動スライダの繰り返し位置決め精度は ± 0.02 mm、走り平行度は 0.03 mm であり、計測物とセンサの相対位置を精確に再現できる。ステッピングモータの角度位置決め誤差は ± 0.067 deg、計測物とセンサの相対角度を精確に再現できる。上記のアクチュエータを用いて、 l 軸と φ 軸の測定範囲内のデータは 12 分で取得できるため、データの取得速度は十分であると考えられる。

選定した距離センサ（シャープ製「GP2Y0E02B」）は三角測距式のため、計測面が鏡面反射物の際に、図 4.2 に示す正確な距離 $D1$ を測定できず、 $D2 \cdot D3$ になってしまうことがある。鏡面反射を防ぐため、アルミプレートで製作された計測物は梨地加工と白色アルマイトの表面処理を施した。

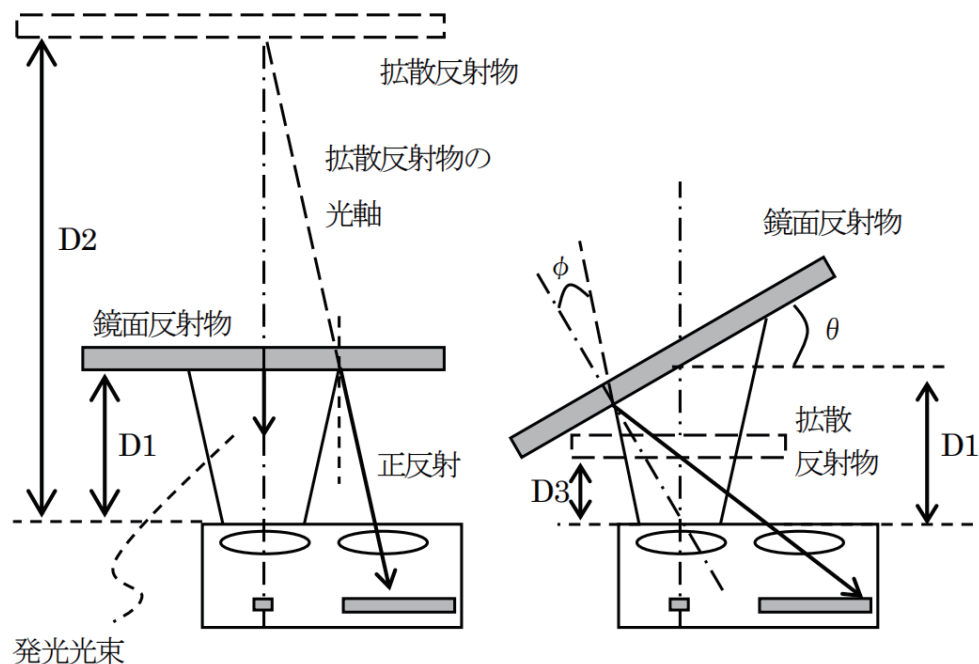


図 4.2 鏡面反射による三角測距センサの出力誤差 [26]

装置に搭載するセンサの数を増やすほど短時間で多数のセンサのデータを取得できるが、計測物サイズ・重量の増加によって、計測面のたわみと回転時の振動が生じてしまう。データ取得効率の向上と計測物サイズの減少を両立するため、センサの搭載数を 8 個にした。

計測時，8 個のセンサの赤外線が相互に影響し合うことを防ぐため，マルチプレクサにより順次にセンサを切り替えさせ，計測物との距離を計測する．

上記を踏まえて製作したセンサ出力特性取得装置の写真，およびシステムのブロック図をそれぞれ図 4.3，と図 4.4 に示す．センサ出力特性取得装置で取得したセンサの出力データの例を図 4.5 に示す．

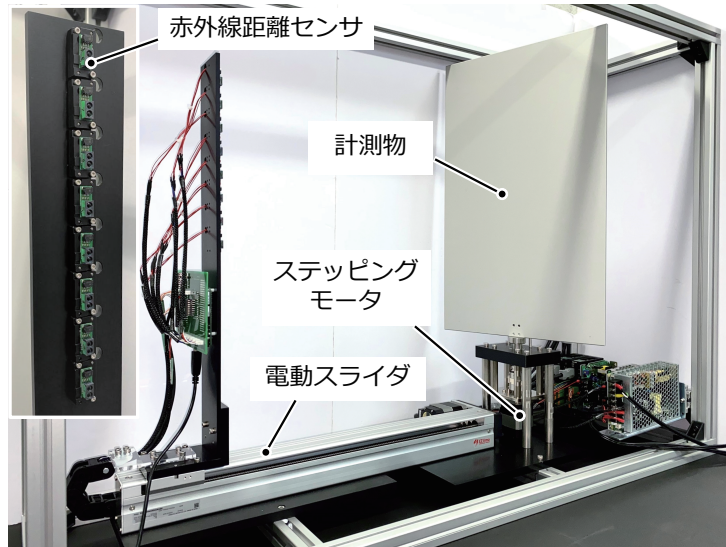


図 4.3 センサ出力特性取得装置の写真

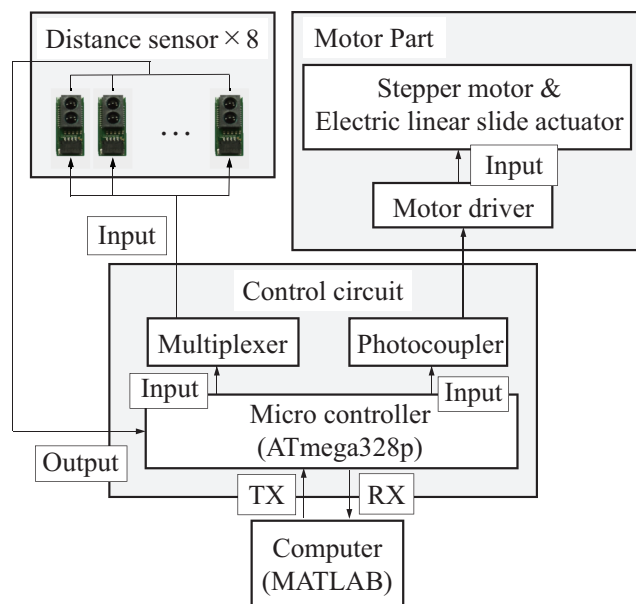


図 4.4 センサ出力特性取得装置のブロック図

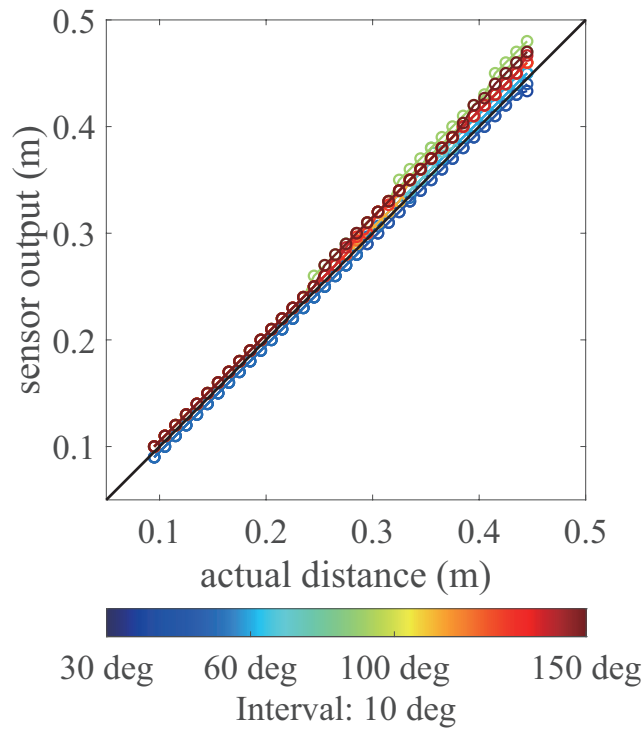


図 4.5 取得したセンサの出力データの例

4.2 センサ出力特性取得装置の性能検証

2.4 節で述べたように、製作したセンサ出力特性取得装置の計測再現性、センサ付け外しに対する安定性、そしてセンサ位置交換に対する安定性が高いことが求められる。本節ではそれらの性能に関する検証について述べる。

4.2.1 異なるセンサの非類似度

計測再現性、センサ付け外しに対する安定性、そしてセンサ位置交換に対する安定性を評価するために、異なるセンサの非類似度を把握する必要がある。非類似度の評価は、2.4 節で定義した正規化距離を用いる。異なるセンサの非類似度の測定は、無作為に 8 個のセンサを選び出し、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計算した。その結果を図 4.6 に示す。

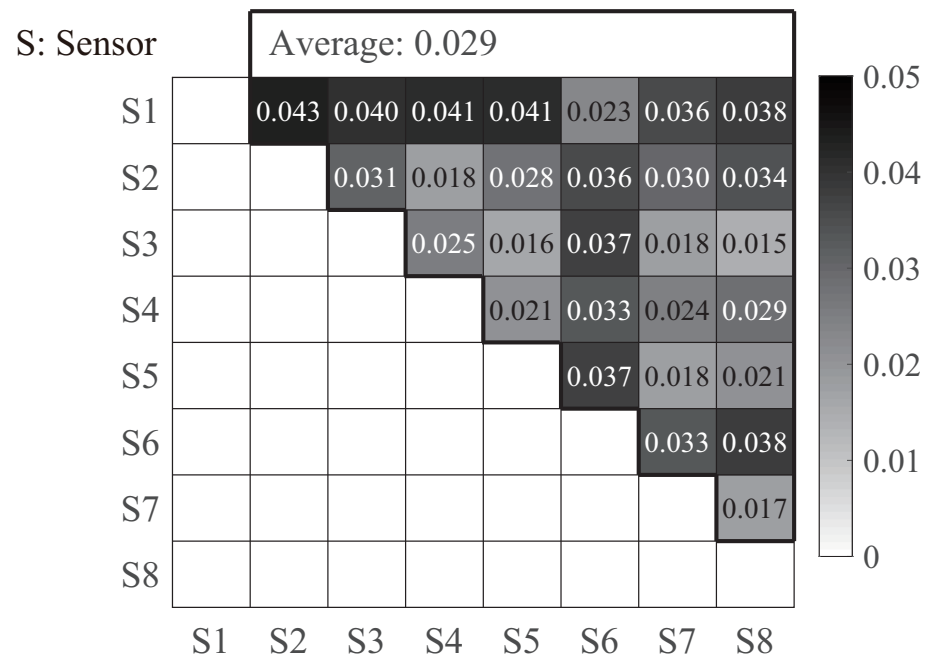


図 4.6 異なるセンサの非類似度

結果のように，異なるセンサの正規化距離は 0.015 からの 0.043 までばらついた．8 センサの正規化距離の平均値は 0.029 となり，この値を異なるセンサの非類似度として，計測再現性，センサ付け外しに対する安定性，そしてセンサ位置交換に対する安定性を評価する．

4.2.2 計測の再現性

計測の再現性を検証するために，同一センサ（センサ 1）を装置に装着したまま 3 回の繰り返し計測を行い，3 回の計測データ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正規化距離と比べて十分に小さければ，再現性が高いと言える．

実験結果を図 4.7 に示す．図の行列が交差する位置の値はセンサ 1 を使用した 2 つの繰り返し計測データの正規化距離（2～3 列目），そして異なるセンサの正規化距離（1 列目）である．例として，第 1 行第 2 列の値はセンサ 1 を使用した 1 回目の計測データと 2 回目の計測データの正規化距離である．センサ 1 のみを使用した 3 回試行の正規化距離の平均値は 0.0063 となった．異なるセンサの正規化距離は 0.029 で，同一センサの平均正規化距離より 4.6 倍大きい．これは，計測の再現性が十分に高いと言える．

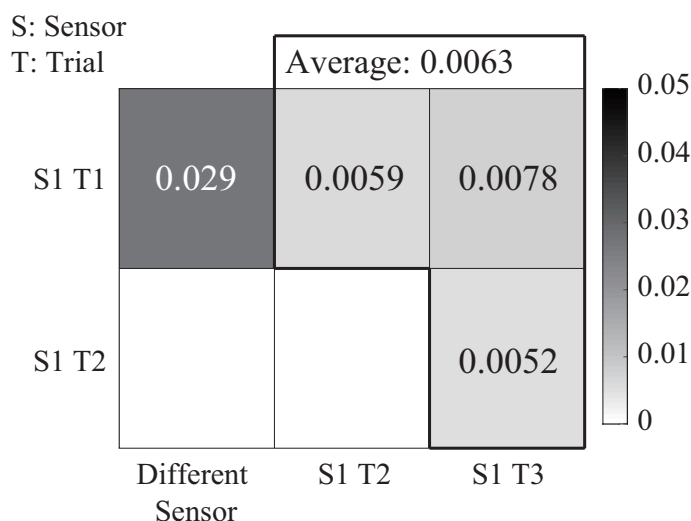


図 4.7 計測の再現性の検証結果

4.2.3 センサ付け外しに対する安定性

センサ付け外しに対する安定性を検証するために、同一センサを装置から取り外し・再装着した後の計測を 3 回繰り返して行い、3 回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正規化距離と比べて十分に小さければ、センサ付け外しに対する安定性が高いと言える。

実験結果を図 4.8 に示す。図の行列が交差する位置の値はセンサ 1 を使用し、取り外しを行った 2 つの計測データの正規化距離（2～3 列目）、そして異なるセンサの正規化距離（1 列目）である。例として、第 1 行第 2 列の値はセンサ 1 を使用した第 1 回の計測データと付け外し後の第 2 回の計測データの正規化距離である。センサ 1 を使用し、付け外しを行った 3 回試行の正規化距離の平均値は 0.0063 となり、取り外しをしない場合と同じ値である。センサを付け外すことによる計測データへの影響は非常に小さい。

センサ付け外しに対する安定性が高いのは、センサの装着位置決め精度が高いためだと考えられる。センサ出力特性取得装置へのセンサの装着の様子を図 4.9 に示す。センサは接着剤によって装着ブロックと一体化した。装着ブロックと装置の本体は 2 本のピンで位置決めする。装着ブロックの並進自由度と回転自由度は拘束されたため、センサを付け外しても、センサの出力データはほぼ変化しなかった。

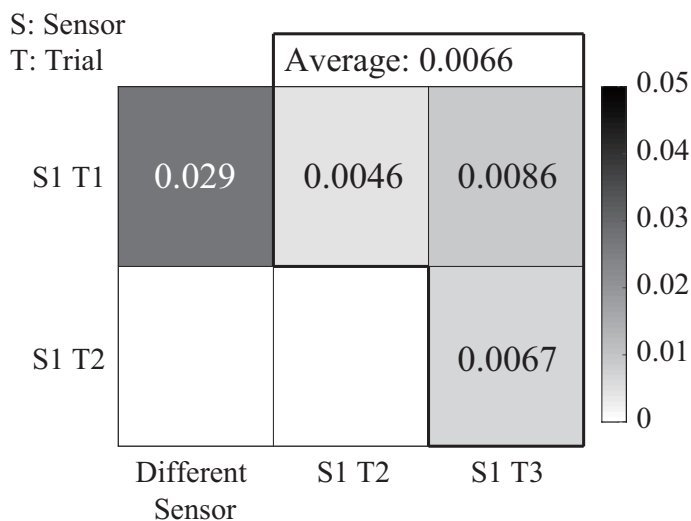


図 4.8 センサ付け外しに対する安定性の検証結果

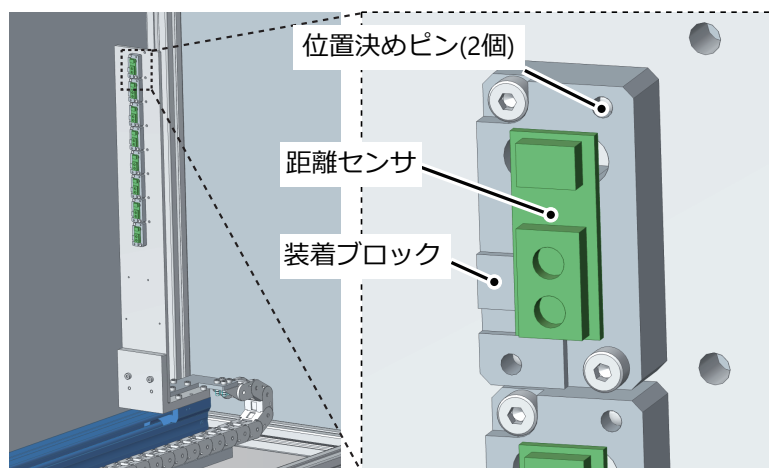


図 4.9 センサ付け外しに対する安定性に対する考察

4.2.4 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 4.10 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。

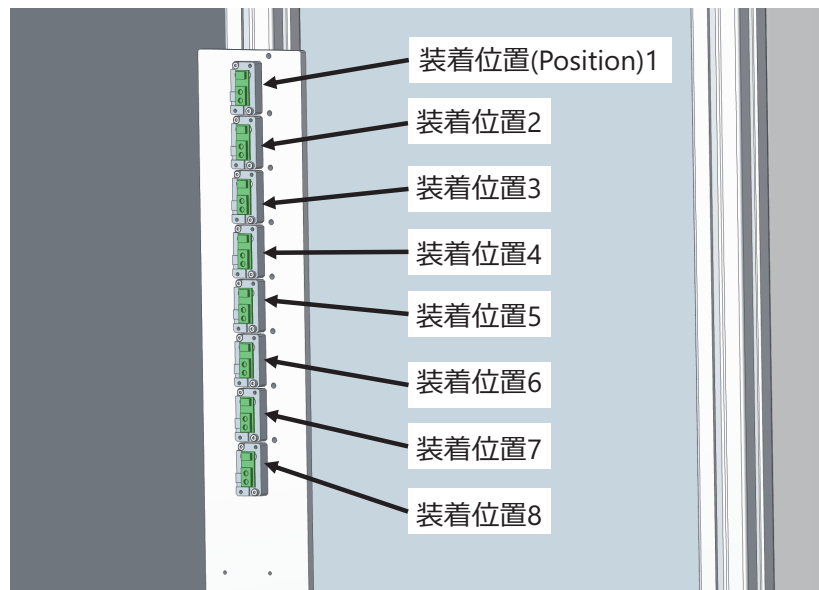


図 4.10 8 個のセンサ装着位置

実験結果を図 4.11 に示す。図の行列が交差する位置の値はセンサ 1 を校正装置の 2 つの位置から計測したデータの正規化距離（2～9 列目），そして異なるセンサの正規化距離（1 列目）。例として，第 1 行第 3 列の値はセンサ 1 が位置 1 から計測したデータと位置 2 から計測したデータの正規化距離である。同一センサが異なる位置から計測したデータの正規化距離の平均値は 0.014 であり，再現性実験と付け外し実験の平均値 (0.0063) の倍以上であるが，異なるセンサ正規化距離 (0.029) の半分以下に抑えた。

センサ位置交換に対する安定性を高めるには，図 4.12 のように，計測物の回転方向と直交する θ 方向の意図しない傾斜を抑制しなければならない。 θ 方向の傾きにより，センサが各位置から計測する距離 L に誤差 δ が与えられ，異なる装着位置のセンサの出力値が類似しなくなる。

θ 方向の傾きを抑制するために，センサ計測面から計測物までの各部品の相対位置精度と部品の幾何公差を向上しなければならない。部品間の相対位置は，図 4.13 に示す位置決めピンとインロー付きシャフトで決められ，高い相対位置精度を実現した。部品の幾何公差も高く指定した。

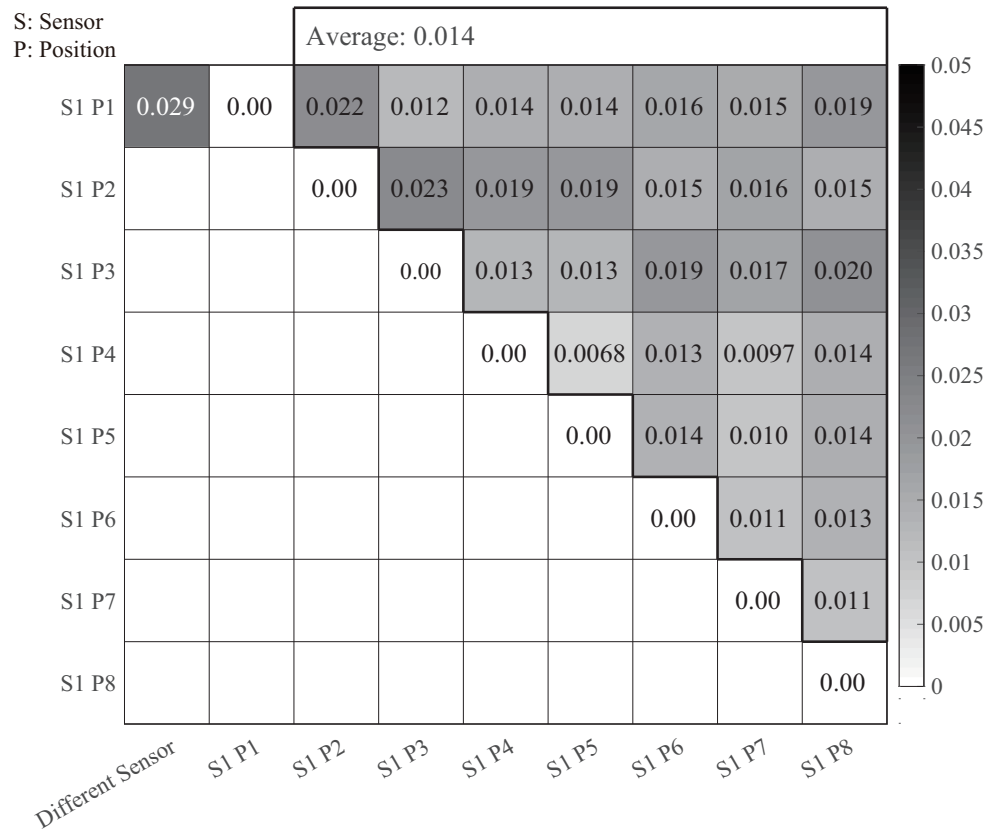
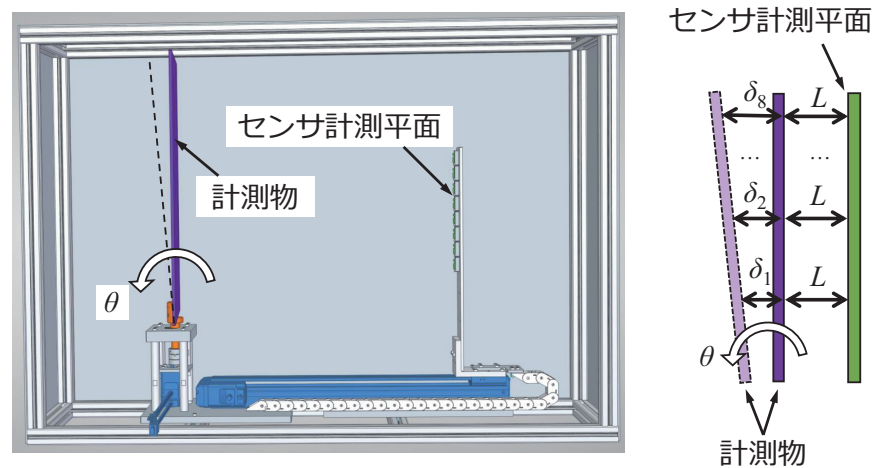


図 4.11 センサ位置交換に対する安定性の検証結果

図 4.12 計測物の θ 方向の傾き

以上の取り組みによって、同一センサが異なる位置から計測したデータの正規化距離を、異なるセンサ正規化距離の半分以下に抑え込んだが、センサ装着位置の交換による影響は、計測の再現性とセンサ付け外しに対する安定性よりも大きい。その原因については、各部品の幾何公差・相対位置公差がまだ改善の余地があるとの可能性がある。しか

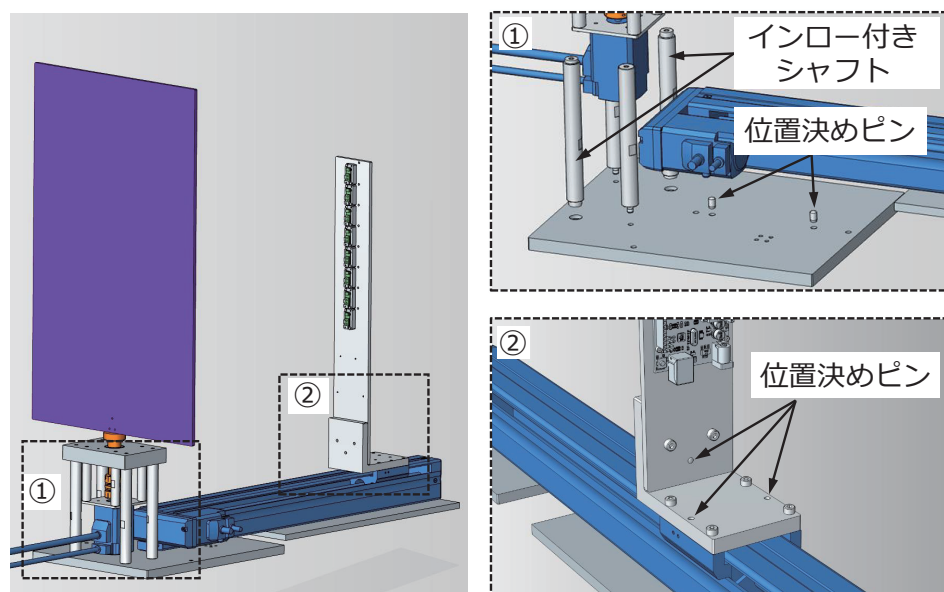


図 4.13 各部品の相対位置精度の確保方法

し、各部品の幾何公差・相対位置公差のさらなる改善はコストがかかる。装着位置の交換によるセンサ出力の影響はあるとしても、その影響は容認できると考え、本研究では、まずこの安価で生産できるセンサ出力特性取得装置を用いて、センサクラスタリング手法の検証を行う。

第 5 章

センサクラスタリング検証実験

本章では、2.5 節で述べた実験方針に沿って、本研究で提案しているセンサクラスタリング手法に対する検証実験を行う。

5.1 センサ非類似度閾値の決定実験

5.1.1 実験目的と方法

センサ非類似度閾値の決定実験は学習データが転用可能と不可能のセンサ非類似度の境目を見つけ出すことを目的とする。そのための実験方法は、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。無作為でセンサを抽出しているのは、どのようなセンサを選択しても学習データを転用しない場合の隊列走行性能が変わらなかったためである。次に、基準グループの同じ位置のセンサに対して、順次に非類似度が「小」、「中」、「高」の 3 種類のセンサを実装し学習データを転用する。

非類似度の「小」、「中」、「高」は、どれほどの非類似度と対応しているかを知るために、センサ間の非類似度の分布を知る必要がある。ここでは、132 個のセンサを用意し、4 章で述べたセンサ出力特性取得装置で出力特性データを計測する。そして、132 個のセンサの相互の正規化距離を計算し、全 8646 個の正規化距離データを取得した。

全 132 個のセンサ間の正規化距離を付録 A.2 の図 A.3, 図 A.4, 図 A.5, 図 A.6, 図 A.7 に示し、それらの結果をまとめた正規化距離の分布を図 5.1 に示す。

データの分布から見ると、過半数の正規化距離データは 0.02~0.03 の区間に集中した。正規化距離データが 0.02 以下、そして 0.03 以上となるデータは少ない。これは、0.02 以下の非類似度は「小」、0.03 以上の非類似度は「高」と言える。そして、「中」の非類似度については中間の 0.02~0.03 に指定できる。

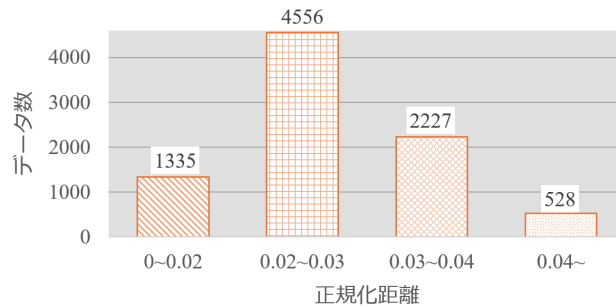


図 5.1 132 個センサの相互の正規化距離の分布

実験に使用するセンサを図 5.2 に示す。基準グループのセンサで学習データを作成する。そして、基準グループの各センサとのに非類似度が約 0.016（グループ 1）、約 0.025（グループ 2）、約 0.03（グループ 3）の 3 種類のセンサを、順次に同一位置に実装し、HILS 実験を行う。定常円旋回コース、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、加速発進コースの全コースに対して、5 台の隊列走行を維持できるグループを見つけ出し、非類似度の閾値の範囲を求める。



図 5.2 センサ非類似度閾値の決定実験でのセンサ選択

5.1.2 センサ非類似度閾値の決定実験結果と考察

基準グループと学習データの転用先であるグループ 1, グループ 2, グループ 3 のセンサを使った HILS 実験の結果を表 5.1 に示す. 各コースにおいて, 隊列走行を維持した台数は, グループ 3 からグループ 1 まで順次に減少する傾向を確認できるが, グループ 3 の定常円旋回コースでは 3 台の後続車がコースを完走し, グループ 2 とグループ 1 よりも多くの台数を維持した.

表 5.1 センサ非類似度閾値の決定実験での隊列走行維持台数

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

図 5.3 にグループ 3 のセンサを使用した, 定常円旋回コースでの走行データを示す. 後続車 1 のピン・リング相対軌跡図に注目すると, 図 3.7 の学習データを転用しない場合の走行データより, ピンの軌跡はリングの相対位置の推定精度が高い中央部に収まったことが確認できる. それにより, 後続車 1 の走行は破綻しなかった.

ピンが中央部に収まることができたのは, 後続車が先導車の位置を正しく推定できず, 図 5.4 のように, 先導車の軌跡と重なるではなく, 先導車よりもカーブの外側で走行したためである. カーブの際に, 先導車ピンの軌跡は図 5.5 のように先導車中心よりカーブの外側にずれるため, 後続車がカーブの外側で走行する場合, ピンはよりリングの中心に維持することができる.

後続車 2 と後続車 3 のピン・リング相対軌跡図に注目すると, いずれもピンの軌跡が激しく振れ, リングの壁面に近づいた. これは, 隊列走行が破綻するリスクが高いと考えられる.

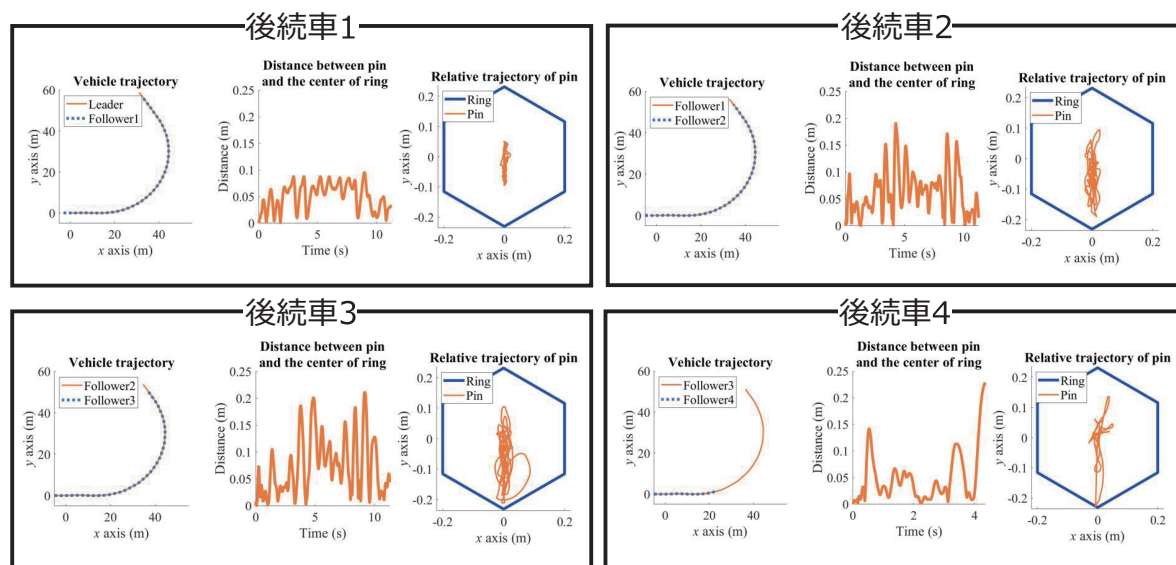


図 5.3 グループ 3 センサを使用する際の隊列走行データ：定常円旋回コース

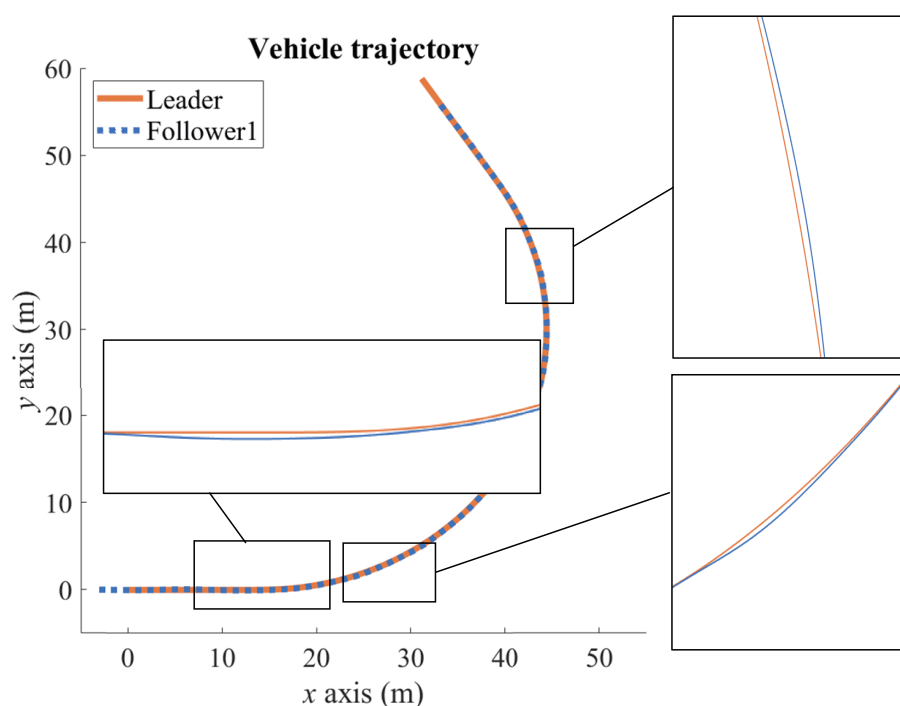


図 5.4 グループ 3 センサを使用する際の隊列走行データ：定常円旋回コース

表 5.1 が示唆したのは、学習データを転用する場合、学習データの作成に使用するセンサと転用先に実装するセンサの正規化距離が小さいと、より多くの後続車台数で隊列走行できることである。しかし、今回の非類似度閾値実験で最も小さい正規化距離（0.02 以内）を持つグループ 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なかった。

図 5.6 に示すのはグループ 1 のセンサを使用した、定常円旋回コースの走行データであ

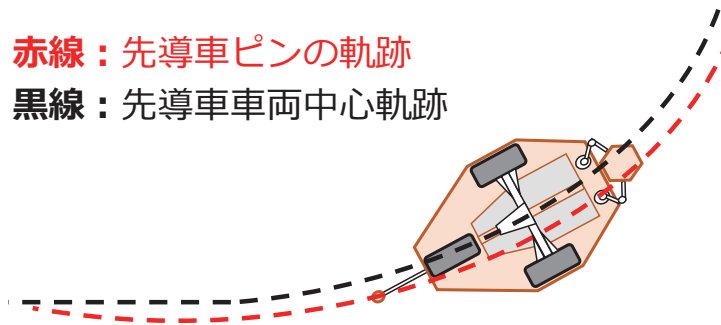


図 5.5 先導車中心とピンの軌跡

る。後続車 1 のピン・リング時系列相対距離図のと相対軌跡図によると、先導車が発進した 3 s 後に、カーブに進入した際に、先導車のピンが大きく振れた。それにより、後続車 1 のピンの振れは図 2.5 に示す効果により増幅され、後続車 2 のリングと接触してしまい、隊列走行が失敗した。

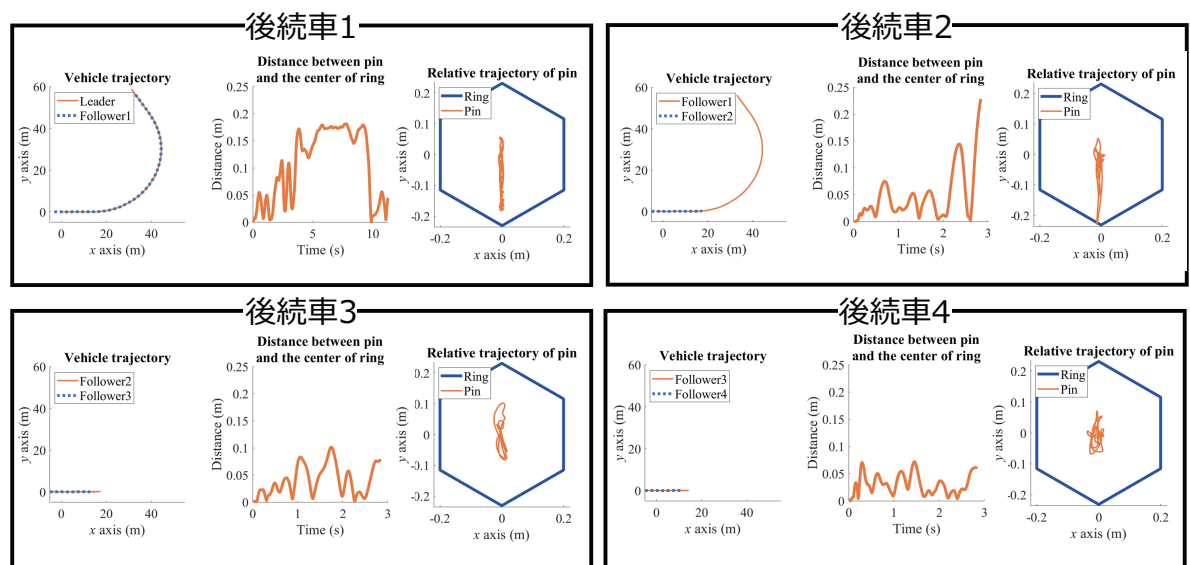


図 5.6 グループ 1 センサを使用する際の隊列走行データ：定常円旋回コース

グループ 1 のセンサを使用した 5 種類のコースでの走行において、定常円旋回コース以外のコースでの実験結果として、パルス操舵コースとスラロームコースでは 4 台の後続車を維持したが、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。これは、基準グループで作成した学習データを、グループ 1 のセンサを実装した車両相対位置計測装置に転用する際に、十分な隊列走行性能を維持できるとは言えない。

非類似度閾値実験のまとめとして、学習データを転用する際に、転用先のセンサと学習データの作成に使用したセンサとの非類似度が大きいほど、各コースで維持できる後続車が減少し、隊列走行性能が悪化することは確認できた。しかし、5 種類コースで 4 台の後続車を維持するには、転用先のセンサと学習データの作成に使用したセンサとの非類似度が 0.02 以下の小さい値でなければならない。

しかし、前述のように、正規化距離が 0.02 以下のセンサが少ないため、センサ非類似度閾値を小さくしすぎる、つまり図 2.15 での分割位置が下側にしすぎると、1 つのクラスタの中のセンサ数が非常に少ない結果になる可能性がある。よって具体的な閾値の数値は、選定した階層的クラスタリングアルゴリズムのクラスタリング結果と総合的な分析を行った上で決める。

5.2 センサクラスタリング実験

5.2.1 実験目的と方法

センサクラスタリング実験の目的は 2 つある。まず 1 つ目は、2.4 節で述べた階層的クラスタリングのクラスタ内センサ最大非類似度、つまりセンサ非類似度閾値を決める。そして 2 つ目は、学習データを転用する際の隊列走行性能を実験で検証し、隊列走行を維持した後続車数が 4 台に達することを証明する。

実験の方法として、まずは 0.02 より小さい非類似度を複数個指定し、それを図 2.15 に示す分割位置とする。複数回のクラスタリング実験で生成したクラスタ内のセンサ数を比較し、非類似度の高さとクラスタ内のセンサ数のバランスが取れる非類似度をセンサ非類似度閾値にする。センサ非類似度閾値の決定実験では、グループ 1 のセンサを実装する場合でも後続車が破綻する場合があります、グループ 1 よりも小さい非類似度を持つセンサを集めなければならない。図 5.2 に示すように、グループ 1 のセンサと基準グループのセンサの最大非類似度は 0.016 である。そこで、分割位置をグループ 1 の中の最大の 0.016 から 0.015, 0.014, 0.013 までの 4 つ分割位置を選択した。

そして、決めたセンサ非類似度閾値でクラスタリングを行い、センサ非類似度閾値以下の非類似度を持つセンサを集める。集めたセンサで学習データを転用する際の隊列走行性能を検証する。

5.2.2 階層的クラスタリングの実験結果と考察

用意した 132 個センサを Algorithm 1 の階層的クラスタリングアルゴリズムに入力し、作成したデンドログラムを図 5.7 に示す。

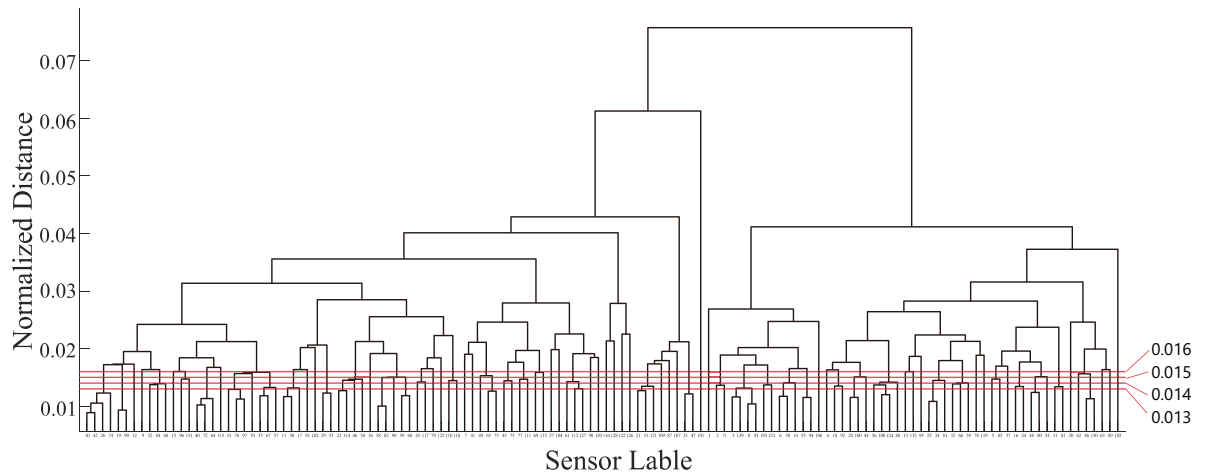


図 5.7 132 個センサのデンドログラム

階層的クラスタリングを使用した多くの研究にとって、分割位置を選択する際に重要なのは、内的結合と外的分離が達成されるような部分集合を分割することである。つまり、クラスタ内の要素の非類似度が小さい、かつクラスタ間の非類似度を大きい位置でデンドログラムを分割するのが望ましい。しかし、本研究の場合、分割位置の選択に重要なのは十分に類似するセンサを集めることであるため、単純にクラスタ内のセンサの最大非類似度を制限してデンドログラムを分割する。

図 5.7 の 4 つの分割位置でデンドログラムを分割すると、作成したクラスタのサイズの分布は図 5.8 のようになる。図 5.8 の横軸は、4 回のクラスタリングで作成したクラスタのサイズ、つまり、クラスタ内のセンサ数である。縦軸は、個々のサイズのクラスタ数を示す。例えば、センサ非類似度閾値、つまり、分割位置を 0.016 にすると、1 つのセンサのみを含むクラスタ、そして、2 つ、3 つ、4 つ、5 つ、6 つのセンサを含むクラスタは順に、36 個、16 個、12 個、4 個、1 個、0 個、1 個ある。

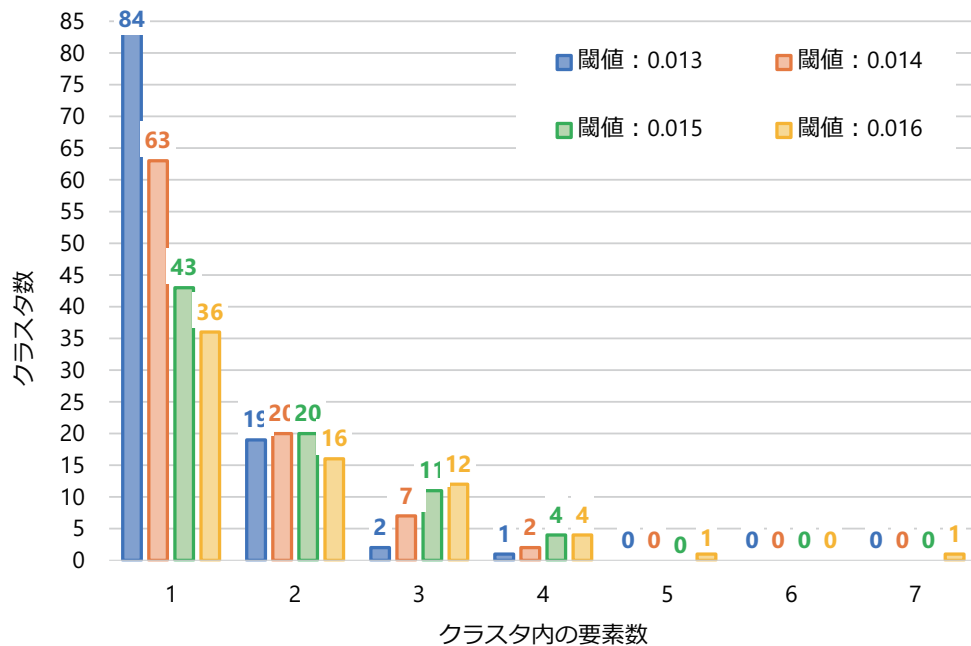


図 5.8 クラスタサイズの分布

図 5.8 に示すように、センサ非類似度閾値を 0.016 以下にすると、ほぼすべてのクラスタは 4 つ以下のセンサしか含んでいない。これで、図 2.6 のように、同じクラスタの中のセンサのみを用いて 1 つの車両相対位置計測装置を製作することできない。そのため、図 2.8 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実装方法が必要である。

図 2.8 の実装手法を採用することによって、同じクラスタ内センサが少ない場合でも、学習データは転用できる。この実装手法で、クラスタ内のセンサは 2~3 個があることを確保すれば、一度作成した学習データは 1~2 回転用できる。

図 5.8 のクラスタサイズ分布を見ると、センサ非類似度閾値が小さいほど、センサ数が多く含まれたクラスタが少なくなる。センサ非類似度閾値を一番小さい 0.013 にする場合、作成したクラスタの中、2/3 のクラスタは 1 つのみのセンサを含んだ。この状況では学習データを転用できるとは言えない。残りの閾値を比較すると、閾値が 0.015 の場合、1 つのみのセンサを含んだクラスタの数は閾値が 0.014 の場合より大幅に減少した。そして、2~3 個のセンサを含んだクラスタの数は閾値が 0.014 の場合より大幅に減少しなかった。センサ非類似度閾値が 0.015 の場合、センサ間の非類似度の大きさとクラスタ内のセンサ数のバランスが取れたと言えるため、センサ非類似度閾値を 0.015 に指定して、クラスタリングを実行した。クラスタリングの結果を図 5.9 に示す。

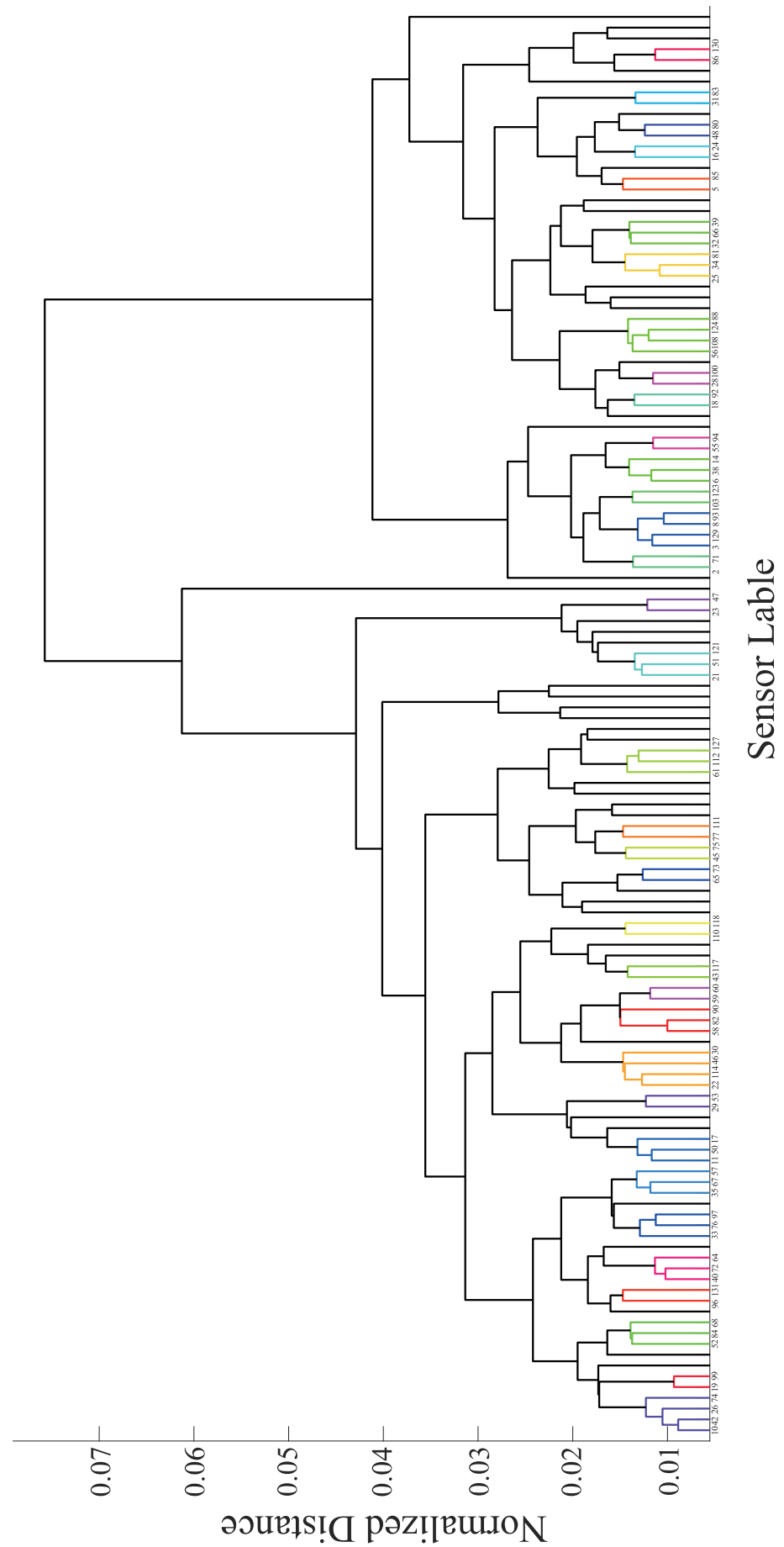


図 5.9 デンドログラムの分割結果

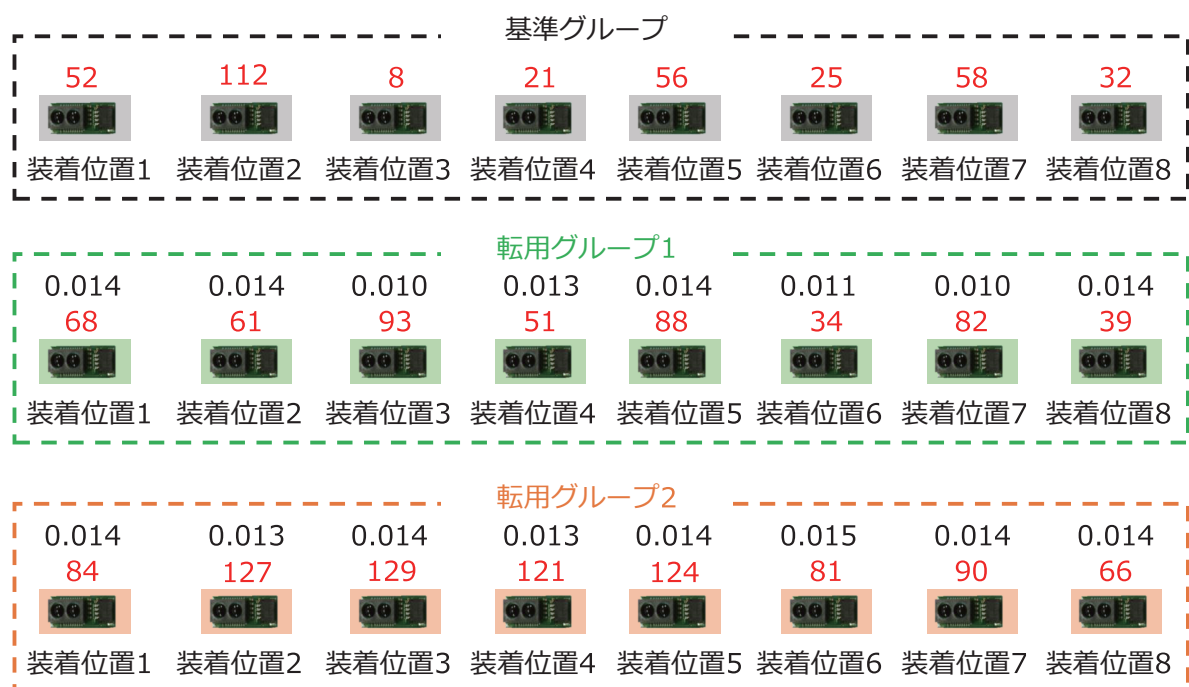
5.2.3 学習データを転用する際の隊列走行実験結果と考察

ここからは、クラスタリングで集めた類似センサを車両相対位置計測装置に実装し、学習データの作成・転用でセンサクラスタリング手法を検証する。

具体的には、図 5.10 に示すセンサを選択し、実験した。学習データを作成する際にはセンサ (52, 112, 8, 21, 56, 25, 58, 32) を使用し、基準グループとする。センサ (68, 61, 93, 51, 88, 34, 82, 39) を転用グループ 1 とし、センサ (84, 127, 129, 121, 124, 81, 90, 66) を転用グループ 2 とする。

基準グループで作成した学習データを転用グループ 1 と転用グループ 2 に転用し、定常円旋回コース、車線乗り移りコース、スローラムコース、パルス操舵コース、そして加速発進コースで HILS 実験を行い、学習データの転用による隊列走行への影響を検証する。

学習データを転用する場合の走行の再現性を検証するために、転用グループ 1 と転用グループ 2 を使用した実験は、それぞれ 3 回繰り返して行った。2 つのグループの計 6 回の実験結果を表 5.2 に示す。



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

図 5.10 センサクラスタリングの検証に使用するセンサ選択

表 5.2 学習データを転用する際の隊列走行維持台数

条件	コース				
	定常円旋回	車線乗り移り	スラローム	パルス操舵	加速発進
基準グループ	4	4	4	4	4
転用グループ 2・試行 1	4	2	4	4	4
転用グループ 2・試行 2	2	3	4	4	4
転用グループ 2・試行 3	2	2	3	4	4
転用グループ 2・平均値	2.67	2.33	3.67	4	4
転用グループ 1・試行 1	2	3	3	4	4
転用グループ 1・試行 2	3	1	2	4	2
転用グループ 1・試行 3	4	2	3	2	4
転用グループ 1・平均値	3	2	2.67	3.3	3.3

実験結果から分かったことは 3 点ある．まず 1 点目は，非類似度が 0.015 以下のセンサを実装しても，学習データを転用し 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．そして 2 点目は，両グループともに，試行ごとの隊列走行を維持した後続車数がばらついた．最後に 3 点目は，図 5.10 に示すように，グループ 1 センサとグループ 2 センサは基準グループセンサと同程度の非類似度を持っていたにもかかわらず，全体的に，転用グループ 2 を使用した隊列走行は転用グループ 1 のより多くの後続車数を維持した．

隊列走行を維持した後続車の数が一番多い，転用グループ 2・試行 1 の走行データを分析する．図 5.11 に示すのは定常円旋回コースの走行データである．先導車が発進してから 3s 後，カーブに進入した際に，各後続車のピンが大きく振れたのは確認できる．転用グループ 2・試行 1 の定常円旋回コースでは，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．この振れが大きいと，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．

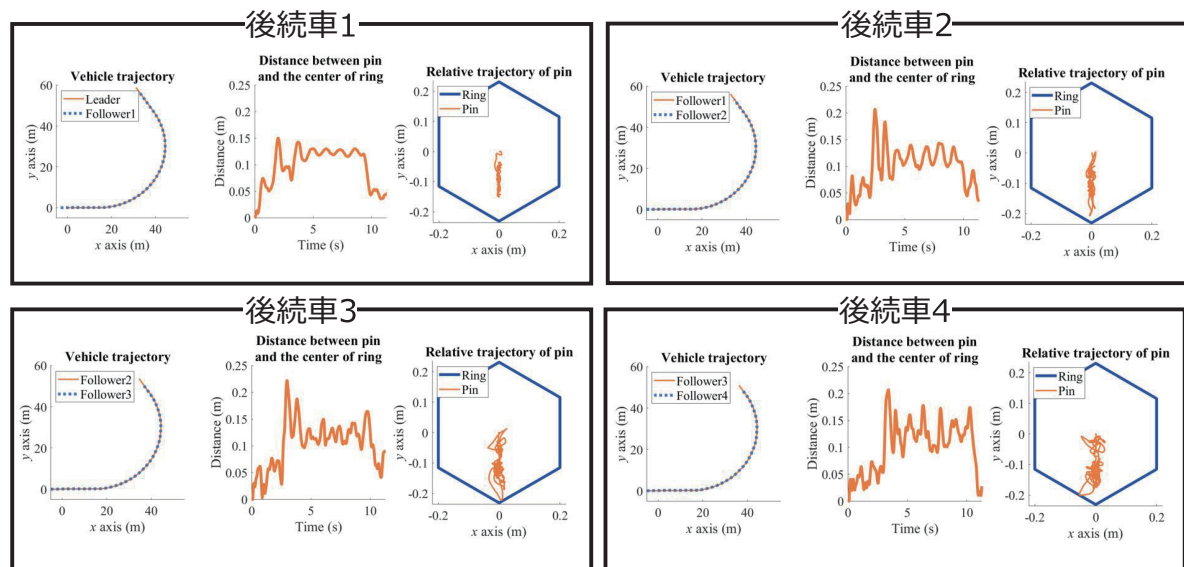


図 5.11 転用グループ 2・試行 1 の定常円巡回コース走行データ

図 5.12 に示すの車線乗り移りコースの走行データである。先導車がステアリングをした後、各後続車のピンが大きく振れた。車両の走行軌跡図から見たも、後続車 2 の走行軌跡はすでに先導車の軌跡から大きくずれた。後続車ピンの振れが収束出来なかったため、後続車 3 のピンとリングが接触し、隊列走行を維持できなかった。

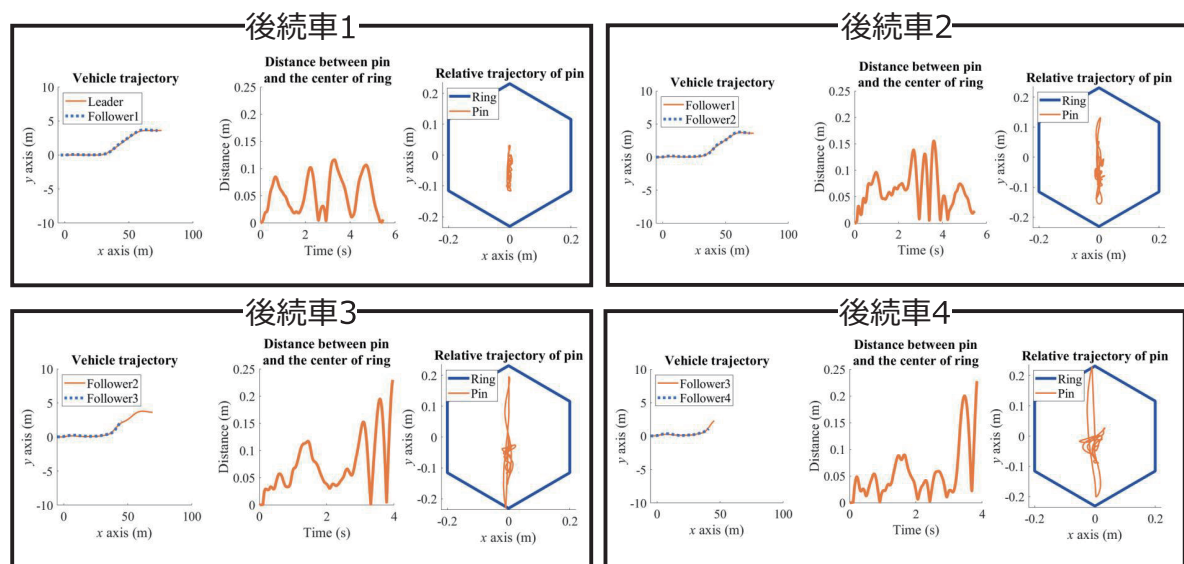


図 5.12 転用グループ 2・試行 1 の車線乗り移りコース走行データ

図 5.13 に示すのスローラムコースの走行データである。先導車がステアリングするたびに、ピンが大きく振れた。ピン振れの幅と速度が後続車ごとに増幅され、後続車 4 のピンがリング壁面と非常に近づいた。これがスローラムコースにおいて、3 台の後続車しか

隊列走行を維持できなかった原因である。

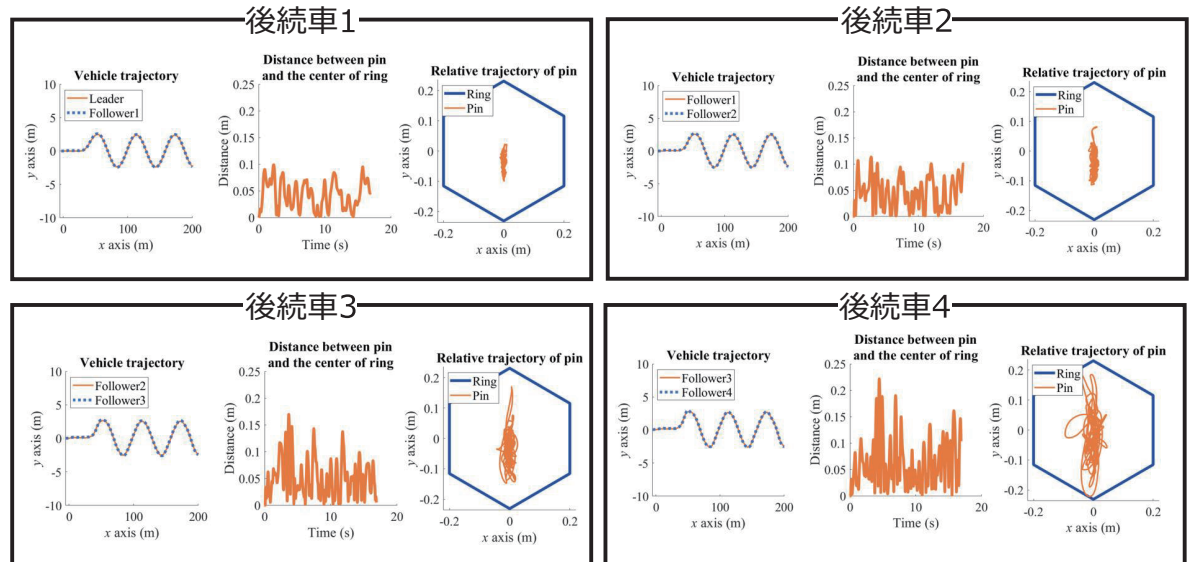


図 5.13 転用グループ 2・試行 1 のスラロームコース走行データ

図 5.14 はパルス操舵コースの走行データである。4 台の後続車はコースを完走したが、図 3.10 の学習データを転用しない場合よりピンの軌跡がよりリング壁面に近づけたため、走行が破綻するリスクがより高くなる。

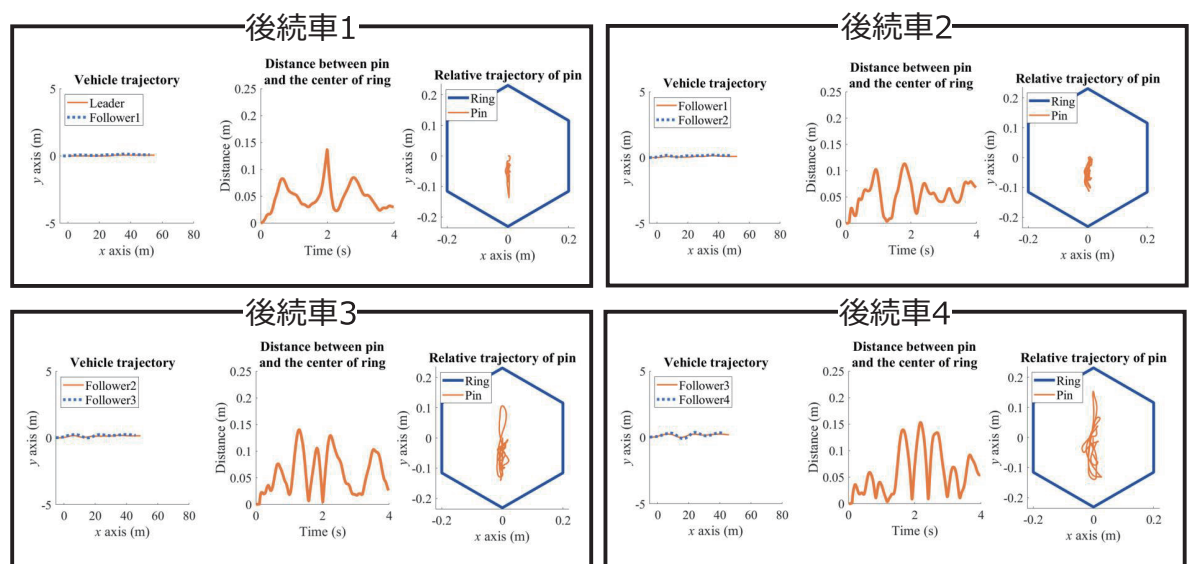


図 5.14 転用グループ 2・試行 1 のパルス操舵コース走行データ

図 5.15 は加速発進コースの走行データである．図 3.11 の学習データを転用しない場合と比較して，後続車 4 の最大ピン・リング相対距離は小さくなったが，ピンの振れの速度がより早くなった．そのため，加速発進コースでも，走行性能が悪化したと言える．

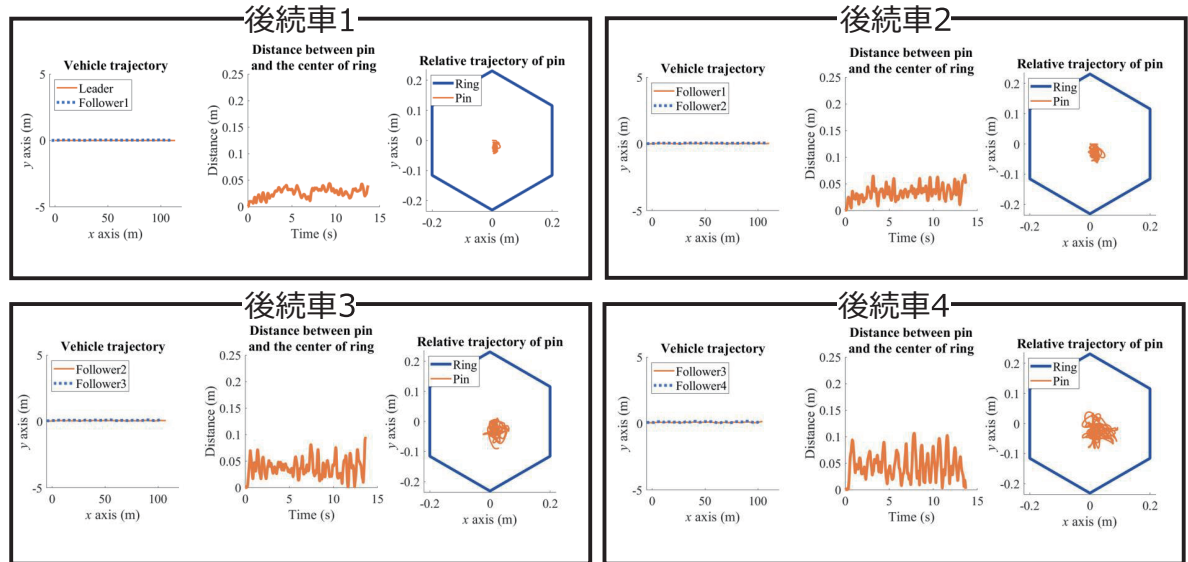


図 5.15 転用グループ 2・試行 1 の加速発進コース走行データ

各コースでの隊列走行データから分かるように，学習データを転用しない場合と比較して，ピンがリングの壁面に非常に近づいたため，ピンとリングが接触するリスクが高くなった．それが複数回の繰り返して実験で隊列走行を維持できた後続車数がばらついた原因である．

図 5.16 に示すのは，基準グループセンサで作成した学習データを，両グループのセンサを実装した車両相対位置計測装置に転用する際の車両相対位置の計測精度である．図に示すように， (x, y, θ) 軸の測定精度がともに図 3.2 の学習データを転用しない場合より数倍悪化した．これについては，今回のクラスタリングで集めたセンサの非類似度依然として高く，学習データを転用できる基準に満たしていないと考えられるが，まずは，センサ非類似度の高さ以外の原因を考察する．

グループ 1 センサとグループ 2 センサは基準グループセンサと同程度の非類似度を持っていたにもかかわらず，全体的に，転用グループ 2 を使用した隊列走行は転用グループ 1 のより多くの後続車数を維持し， (x, y, θ) のいずれの軸の測定精度でも，転用グループ 1 より，転用グループ 2 の測定精度が低いことが確認できた．そこを踏まえて，学習データを転用する際に隊列走行が失敗したのは，センサの非類似度を評価する際の精度が足りなかったと考えられる．これにより，本来非常に類似するセンサは類似しないと判定され，類似しないセンサは類似すると判定された．これは，正規化距離が 0.015 以下のセンサを

実装しても、学習データを転用した隊列走行が失敗した原因と考えられる。

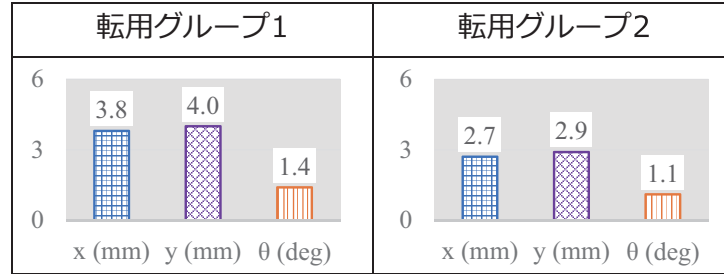


図 5.16 転用グループ 1 と転用グループ 2 の RMSE 測定結果

センサの非類似度の判定精度が足りない原因を考える。それは、センサ非類似度の判別指標である、「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。正規化距離の計算範囲として、 l 軸は 95mm～445mm の範囲内に、10mm のピッチで 36 点のデータ、そして、 φ 軸は 30deg～150deg の範囲内に、10deg のピッチで 13 点のデータから計算した。 l 軸と φ 軸の範囲は、5 種類のコースでの HILS 実験を行う際のピン・リング相対移動軌跡を見て、経験的に定めた範囲である。

ここで、図 5.10 のセンサ (52, 68, 84) とセンサ (112, 61, 127) の非類似度を考察する。正規化距離の計算範囲を次のように変化させ、計算結果を比較した；

Reference : l : 95mm～445mm, 傾き φ : 30deg～150deg

Range 1 : l : 175mm～375mm, 傾き φ : 30deg～150deg

Range 2 : l : 225mm～325mm, 傾き φ : 30deg～150deg

Range 3 : l : 95mm～445mm, 傾き φ : 50deg～130deg

Range 4 : l : 95mm～445mm, 傾き φ : 70deg～110deg

実験結果を表 5.3 に示す。従来の計測範囲 (l : 95mm～445mm, φ : 30deg～150deg) 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。

表 5.3 計測範囲の変化による正規化距離の変化

	Reference	Range 1	Range 2	Range 3	Range 4
センサ (52, 68) の 正規化距離	0.014	0.013	0.017	0.014	0.013
センサ (52, 84) の 正規化距離	0.014	0.012	0.012	0.012	0.013
センサ (112, 61) の 正規化距離	0.014	0.012	0.008	0.012	0.013
センサ (112, 127) の 正規化距離	0.013	0.012	0.008	0.011	0.009

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。

第 6 章

結論

6.1 まとめ

車両相対位置計測装置の学習データの作成には非常に時間がかかる．一度作成した学習データを直接ほかの車両相対位置計測装置に転用すると計測精度の悪化により，隊列走行は破綻する．そのため，センサクラスタリング手法を提案した．センサクラスタリングを行うためのセンサ出力特性取得装置を設計・製作し，性能を検証した．センサ非類似度の評価指標として，正規化距離を提案した．類似センサを集めるアルゴリズムとして，階層的クラスタリングを選定し，実装した．本研究の結論として，学習データを転用しない従来の隊列走行性能を維持するために，学習データの転用先センサと転用元センサが極めて類似しなければならない．学習データを 2～3 回転用できるように，類似センサと非類似センサの境目を設定しても，転用先センサと転用元センサの類似度が不足し，隊列走行を維持できる後続車数は学習データを転用しない場合の水準に達することができない．期待通りの隊列走行性能には至らなかったが，その原因は過大な計測範囲でセンサの類似度を評価したと考え，改良案を提示した．

6.2 成果と知見

本研究の実験によって以下の成果と知見を得た．

- 学習データの直接転用について
 - － 個々の距離センサの出力は計測物との距離 l と計測物の傾き φ に影響され， $f(l, \varphi)$ で決められたセンサ出力特性はセンサごとに異なるため，学習データを直接ほかの車両相対位置計測装置に転用する際に，車両相対位置の計測精度は 6～7 倍悪化することがある．
 - － 学習データを転用際に，リングの壁面周囲での車両相対位置の (x, y, θ) 軸の計

測精度はリング中心部と比べて大きく悪化する。

- 計測精度の悪化により，予測したピンの位置が大きくずれる．後続車が誤認識した先導車位置を追従するために激しく旋回し，ピンとリングの接触を引き起こす．

- センサ出力特性取得装置について

- 計測物との距離 l と計測物の傾き φ に決められたセンサ出力特性を高速で取得するために，電動スライダで距離 l を制御し，ステッピングモータで傾き φ を制御するセンサ出力特性取得装置を開発した．95mm～445mm，10 ピッチの l 軸データと 30deg～150deg，10deg ピッチの φ データの取得は約 10 分で完了する．
- センサ出力特性取得装置に対して，計測の安定性，センサ付け外しに対する安定性，そして位置交換に対する安定性を検証した．その中，計測の安定性とセンサ付け外しに対する安定性は非常に高く，計測に対する影響はないと証明できた．センサ位置交換に対する安定性は計測の安定性とセンサ付け外しに対する安定性より低く，センサ位置交換に対する安定性を改善する余地がある．

- センサ非類似度の評価指標について

- 非類似度の評価指標として，正規化距離を設計した．正規化距離は 2 つの出力特性データの差分を距離に対する正規化を行った平均平方二乗誤差である．
- 非類似度の計算は 95mm～445mm の l 軸データを 30deg～150deg の φ 軸データをすべて取り入れた．この範囲は実際の隊列走行時のピンの移動範囲と異なり，それによって，センサの非類似度を適切に評価できなかった可能性がある．

- クラスタリングアルゴリズムについて

- 所定の非類似度を持つセンサを集める手法として，階層的クラスタリングを採用した．階層的クラスタリングは計算量が多いとの問題点が懸念されたが，クラスタ内のセンサの最大非類似度を制御できるため，本研究では階層的クラスタリングを使用した．

- センサ非類似度閾値について

- センサ非類似度閾値実験で，センサの正規化距離が高いほど，学習データを転

用する際の隊列走行性能が悪化することが確認できた。

- そして、正規化距離が 0.016 ほどの正規化距離を持つセンサを実装しても、隊列走行が破綻することを分かった。

- センサクラスタリングの検証について

- センサ非類似度閾値を小さくするほど、階層的クラスタリングで生成したクラスタに含むセンサ数が少ないことを分かった。1つのクラスタに2~3個のセンサを確保するには、センサ非類似度閾値を 0.015 ほどにしなければならない。
- センサ非類似度閾値を 0.015 にしてクラスタリングを実行し、クラスタ内のセンサで学習データの作成・転用でセンサクラスタリングを検証した。結果としてセンサ非類似度が 0.015 以下にしても、学習データを転用する際に、定常円旋回コース、車線乗り移りコース、スラロームコース、パルス操舵コースと加速発進コースのすべてコースで隊列走行を維持することはできなかった。
- 隊列走行が失敗した原因は、0.015 のセンサ非類似度閾値は依然として高く、学習データを転用できる値でなかった可能性があるが、正規化距離の計算範囲が不適切により、センサ非類似度の判定精度が低かったのことも考えられる。

6.3 今後の課題

今後の課題は2つある。まず1つ目は、より多くのセンサでクラスタリングを行い、0.015 以下の非類似を持つセンサが増やせるかどうかを検証する。2つ目はセンサ出力特性取得装置のセンサ位置交換に対する安定性を考察し、位置の交換によるセンサ出力が変化する原因を究明する。最後は、定常円旋回コース、車線乗り移りコース、スラロームコース、パルス操舵コースと加速発進コースでのピンの移動軌跡を比較し、正規化距離の計算範囲が適切かどうかを検証する。

付録 A

付録

A.1 センサ出力特性取得装置の計画図

図 A.1 に示すのは試作したセンサ出力特性取得装置である．試作装置にも計測の再現性，センサ付け外しに対する安定性，センサ位置交換に対する安定性の検証をした．結果として，センサ位置交換に対する安定性が低く，同一センサ・異なる装着位置で取得したデータの非類似度は異なるセンサ・同一装着位置のデータの非類似より大きく結果になった．

再設計した装置の計画図を図 A.2 に示す．

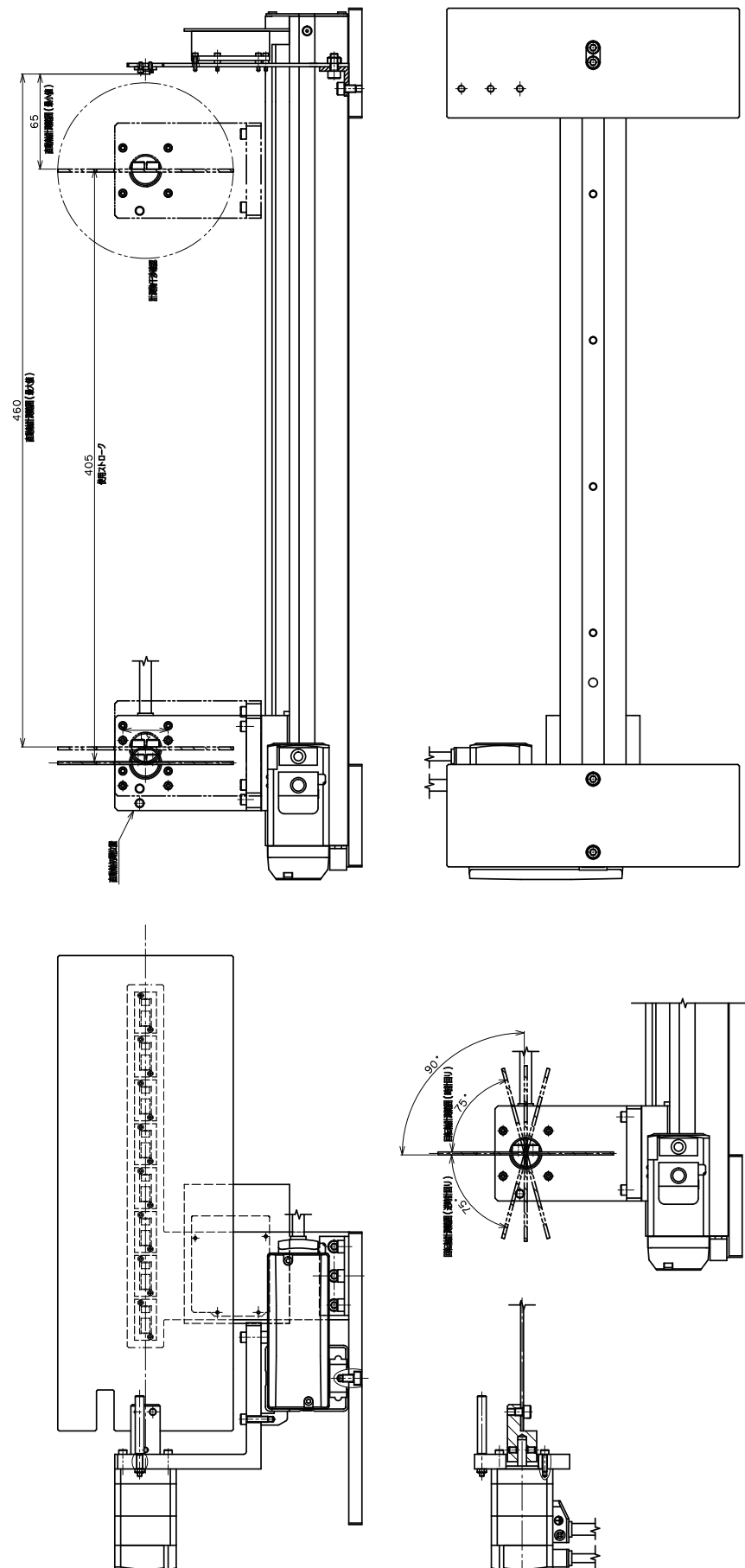
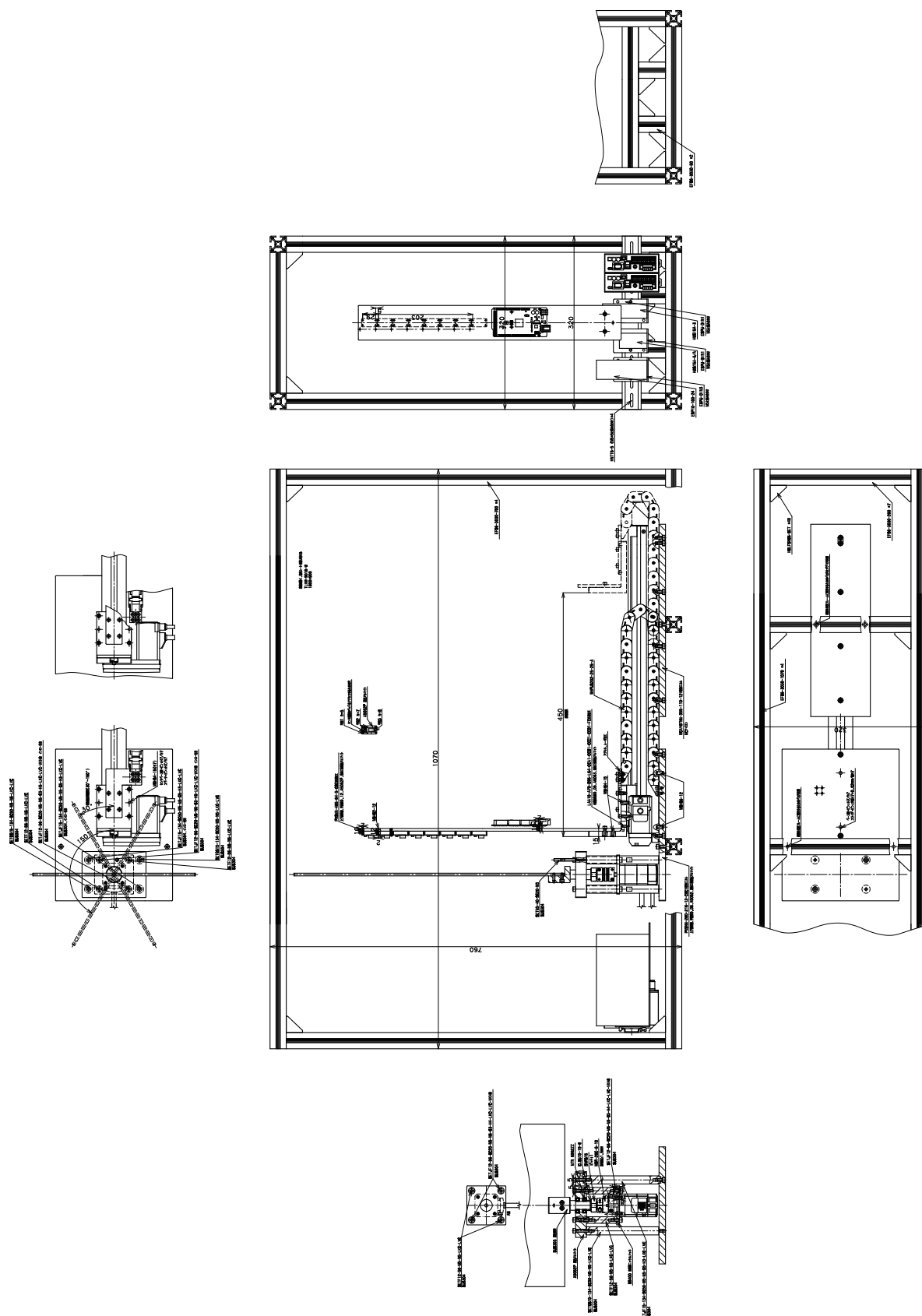


図 A.1 試作したセンサ出力特性取得装置の計画図



A.2 全 132 個のセンサ間の正規化距離

[illegible]

図 A.3 Sensor 1~30 の正規化距離データ

図 A.4 Sensor 31~60 の正規化距離データ

S1	0.034	0.039	0.040	0.039	0.034	0.034	0.042	0.038	0.037	0.042	0.025	0.037	0.036	0.037	0.041	0.040	0.038	0.032	0.040	0.026	0.035	0.041	0.025	0.038	0.030	0.038	0.047	0.028	0.040	0.040
S2	0.023	0.036	0.040	0.031	0.024	0.032	0.033	0.029	0.027	0.035	0.014	0.031	0.026	0.029	0.032	0.031	0.028	0.030	0.031	0.028	0.032	0.030	0.029	0.027	0.028	0.036	0.038	0.023	0.039	0.031
S3	0.020	0.033	0.037	0.028	0.023	0.030	0.031	0.026	0.026	0.033	0.016	0.028	0.024	0.027	0.031	0.029	0.027	0.027	0.029	0.026	0.029	0.030	0.027	0.025	0.025	0.033	0.037	0.020	0.036	0.031
S4	0.017	0.027	0.031	0.022	0.020	0.024	0.026	0.021	0.024	0.028	0.025	0.021	0.021	0.021	0.028	0.024	0.024	0.021	0.026	0.021	0.023	0.026	0.025	0.019	0.019	0.026	0.033	0.017	0.031	0.027
S5	0.021	0.026	0.030	0.027	0.025	0.023	0.030	0.026	0.026	0.029	0.024	0.025	0.027	0.025	0.031	0.028	0.026	0.020	0.027	0.017	0.022	0.030	0.022	0.025	0.015	0.025	0.036	0.017	0.030	0.030
S6	0.028	0.033	0.037	0.034	0.030	0.029	0.037	0.033	0.033	0.036	0.020	0.032	0.032	0.032	0.037	0.035	0.034	0.026	0.038	0.021	0.030	0.036	0.024	0.033	0.025	0.032	0.042	0.027	0.037	0.037
S7	0.022	0.026	0.031	0.018	0.020	0.025	0.022	0.024	0.020	0.025	0.028	0.021	0.021	0.020	0.021	0.022	0.022	0.020	0.027	0.028	0.028	0.021	0.033	0.025	0.026	0.027	0.026	0.024	0.030	0.022
S8	0.020	0.035	0.038	0.029	0.024	0.031	0.031	0.027	0.025	0.033	0.014	0.028	0.026	0.027	0.030	0.031	0.026	0.027	0.029	0.027	0.031	0.030	0.028	0.026	0.027	0.033	0.036	0.020	0.037	0.030
S9	0.022	0.025	0.029	0.018	0.018	0.023	0.018	0.015	0.023	0.022	0.029	0.019	0.015	0.018	0.023	0.016	0.023	0.025	0.021	0.029	0.020	0.019	0.032	0.016	0.023	0.023	0.030	0.025	0.027	0.023
S10	0.023	0.021	0.025	0.013	0.021	0.020	0.016	0.017	0.023	0.017	0.031	0.016	0.018	0.012	0.021	0.014	0.023	0.022	0.021	0.031	0.021	0.014	0.024	0.018	0.024	0.030	0.025	0.026	0.024	0.018
S11	0.028	0.027	0.029	0.019	0.027	0.027	0.015	0.023	0.025	0.019	0.036	0.022	0.025	0.021	0.021	0.020	0.024	0.029	0.022	0.038	0.027	0.019	0.039	0.024	0.031	0.025	0.019	0.032	0.025	0.020
S12	0.025	0.017	0.025	0.016	0.022	0.015	0.021	0.018	0.026	0.021	0.031	0.016	0.020	0.016	0.026	0.015	0.027	0.021	0.025	0.026	0.019	0.021	0.030	0.020	0.020	0.019	0.030	0.026	0.023	0.025
S13	0.023	0.022	0.029	0.023	0.023	0.021	0.027	0.025	0.026	0.029	0.029	0.022	0.024	0.022	0.029	0.024	0.027	0.019	0.029	0.018	0.022	0.027	0.026	0.017	0.024	0.034	0.022	0.022	0.029	0.028
S14	0.026	0.038	0.038	0.032	0.028	0.030	0.036	0.031	0.031	0.038	0.017	0.031	0.030	0.031	0.036	0.034	0.032	0.027	0.033	0.025	0.031	0.034	0.027	0.031	0.027	0.034	0.040	0.022	0.038	0.035
S15	0.021	0.025	0.027	0.018	0.022	0.021	0.020	0.021	0.021	0.029	0.028	0.016	0.023	0.018	0.020	0.021	0.021	0.019	0.020	0.028	0.022	0.021	0.032	0.023	0.021	0.021	0.026	0.023	0.026	0.022
S16	0.029	0.027	0.029	0.031	0.029	0.025	0.034	0.029	0.033	0.033	0.030	0.029	0.030	0.029	0.036	0.031	0.035	0.024	0.033	0.016	0.025	0.034	0.019	0.030	0.020	0.027	0.041	0.023	0.030	0.036
S17	0.030	0.031	0.033	0.023	0.028	0.031	0.018	0.026	0.026	0.023	0.037	0.026	0.026	0.025	0.019	0.024	0.025	0.033	0.024	0.041	0.030	0.020	0.042	0.026	0.034	0.029	0.019	0.035	0.029	0.021
S18	0.019	0.026	0.030	0.023	0.022	0.021	0.026	0.021	0.026	0.026	0.025	0.023	0.022	0.020	0.028	0.023	0.024	0.022	0.023	0.023	0.020	0.025	0.025	0.019	0.017	0.024	0.033	0.018	0.029	0.027
S19	0.021	0.023	0.028	0.017	0.023	0.022	0.017	0.016	0.024	0.021	0.029	0.017	0.022	0.014	0.023	0.016	0.023	0.025	0.018	0.028	0.021	0.019	0.032	0.018	0.021	0.021	0.029	0.023	0.026	0.021
S20	0.034	0.025	0.017	0.030	0.035	0.024	0.032	0.030	0.037	0.029	0.039	0.028	0.034	0.030	0.037	0.029	0.037	0.029	0.032	0.031	0.024	0.034	0.025	0.031	0.026	0.023	0.039	0.032	0.024	0.037
S21	0.032	0.033	0.034	0.026	0.032	0.034	0.022	0.029	0.029	0.025	0.040	0.029	0.031	0.028	0.023	0.029	0.028	0.034	0.027	0.044	0.033	0.025	0.044	0.029	0.036	0.030	0.014	0.037	0.031	0.025
S22	0.026	0.026	0.029	0.018	0.027	0.027	0.016	0.023	0.025	0.019	0.034	0.021	0.026	0.020	0.019	0.023	0.022	0.027	0.023	0.036	0.028	0.019	0.038	0.024	0.030	0.024	0.019	0.030	0.026	0.019
S23	0.043	0.043	0.043	0.037	0.041	0.044	0.032	0.037	0.042	0.034	0.033	0.040	0.040	0.039	0.035	0.037	0.040	0.040	0.034	0.034	0.034	0.035	0.034	0.037	0.046	0.040	0.029	0.040	0.036	0.036
S24	0.030	0.024	0.028	0.029	0.028	0.022	0.033	0.027	0.032	0.031	0.031	0.027	0.027	0.036	0.028	0.034	0.023	0.031	0.014	0.022	0.033	0.022	0.029	0.018	0.025	0.040	0.023	0.038	0.035	0.035
S25	0.026	0.022	0.025	0.024	0.023	0.018	0.028	0.024	0.028	0.025	0.030	0.022	0.024	0.023	0.030	0.024	0.029	0.021	0.026	0.020	0.014	0.027	0.023	0.025	0.015	0.020	0.035	0.022	0.023	0.030
S26	0.021	0.022	0.027	0.013	0.018	0.020	0.016	0.017	0.023	0.020	0.029	0.017	0.017	0.012	0.022	0.014	0.024	0.023	0.021	0.030	0.022	0.013	0.033	0.018	0.023	0.023	0.026	0.025	0.025	0.019
S27	0.021	0.035	0.039	0.028	0.025	0.033	0.027	0.028	0.024	0.033	0.021	0.029	0.027	0.027	0.023	0.030	0.020	0.030	0.027	0.033	0.022	0.026	0.024	0.026	0.029	0.034	0.032	0.026	0.026	0.026
S28	0.019	0.026	0.030	0.020	0.020	0.022	0.023	0.016	0.025	0.024	0.026	0.019	0.019	0.026	0.021	0.024	0.024	0.023	0.024	0.020	0.023	0.027	0.015	0.018	0.024	0.031	0.019	0.029	0.026	0.026
S29	0.027	0.023	0.026	0.018	0.027	0.025	0.016	0.022	0.025	0.016	0.036	0.019	0.025	0.020	0.023	0.020	0.025	0.026	0.023	0.035	0.026	0.021	0.037	0.024	0.029	0.022	0.022	0.030	0.023	0.022
S30	0.038	0.031	0.034	0.022	0.028	0.031	0.020	0.026	0.023	0.024	0.038	0.025	0.027	0.024	0.019	0.026	0.022	0.031	0.028	0.040	0.031	0.020	0.041	0.026	0.033	0.029	0.018	0.033	0.030	0.019
S31	0.032	0.030	0.028	0.034	0.032	0.028	0.037	0.032	0.036	0.036	0.032	0.032	0.033	0.033	0.039	0.034	0.037	0.028	0.036	0.029	0.028	0.037	0.013	0.033	0.022	0.030	0.040	0.026	0.032	0.028
S32	0.027	0.018	0.023	0.022	0.025	0.014	0.026	0.023	0.026	0.023	0.033	0.015	0.025	0.021	0.029	0.022	0.029	0.018	0.027	0.021	0.016	0.026	0.025	0.023	0.016	0.015	0.034	0.023	0.022	0.029
S33	0.026	0.018	0.023	0.015	0.023	0.019	0.016	0.018	0.026	0.016	0.033	0.016	0.021	0.015	0.024	0.012	0.025	0.023	0.021	0.031	0.020	0.016	0.034	0.020	0.024	0.018	0.027	0.027	0.019	0.021
S34	0.026	0.022	0.025	0.023	0.024	0.016	0.026	0.022	0.029	0.024	0.030	0.021	0.023	0.021	0.030	0.022	0.029	0.021	0.028	0.021	0.012	0.026	0.025	0.023	0.016	0.020	0.034	0.022	0.024	0.029
S35	0.024	0.021	0.025	0.015	0.022	0.021	0.012	0.017	0.023	0.015	0.033	0.015	0.020	0.014	0.020	0.014	0.023	0.024	0.018	0.032	0.021	0.015	0.034	0.018	0.025	0.019	0.025	0.027	0.023	0.019
S36	0.025	0.030	0.033	0.021	0.026	0.029	0.016	0.021	0.023	0.024	0.023	0.024	0.024	0.021	0.017	0.022	0.019	0.020	0.022	0.038	0.028	0.018	0.039	0.021	0.030	0.028	0.025	0.031	0.031	0.018
S37	0.025	0.028	0.031	0.029	0.025	0.026	0.032	0.028	0.029	0.031	0.025	0.028	0.026	0.028	0.033	0.030	0.030	0.023	0.033	0.018	0.024	0.032	0.018	0.028	0.019	0.028	0.038	0.019	0.031	0.033
S38	0.026	0.031	0.034	0.031	0.028	0.027	0.034	0.030	0.032	0.021	0.029	0.030	0.030	0.030	0.035	0.033	0.031	0.024	0.032	0.021	0.028	0.034	0.023	0.029	0.023	0.039	0.039	0.019	0.034	0.034
S39	0.025	0.018	0.021	0.018	0.022	0.015	0.023	0.022	0.026	0.018	0.031	0.017	0.023	0.018	0.026	0.020	0.027	0.016	0.024	0.025	0.017	0.022	0.028	0.024	0.017	0.016	0.029	0.022	0.021	0.024
S40	0.021	0.022	0.026	0.011	0.021	0.020	0.017	0.017	0.020	0.019	0.030	0.																		

S1	0.007	0.032	0.027	0.022	0.011	0.035	0.041	0.022	0.039	0.035	0.076	0.052	0.027	0.036	0.041	0.026	0.049	0.034	0.074	0.043	0.039	0.033	0.018	0.045	0.040	0.045	0.041	0.040	0.034	0.035
S2	0.037	0.022	0.012	0.019	0.033	0.027	0.031	0.021	0.029	0.028	0.063	0.042	0.019	0.023	0.041	0.015	0.040	0.030	0.043	0.031	0.030	0.022	0.028	0.035	0.033	0.035	0.032	0.028	0.029	0.023
S3	0.035	0.020	0.011	0.016	0.030	0.025	0.029	0.021	0.026	0.025	0.063	0.040	0.015	0.022	0.038	0.020	0.038	0.027	0.041	0.029	0.028	0.019	0.027	0.034	0.031	0.034	0.029	0.028	0.026	0.023
S4	0.032	0.016	0.021	0.024	0.020	0.025	0.022	0.022	0.018	0.063	0.037	0.021	0.026	0.035	0.026	0.034	0.020	0.039	0.027	0.024	0.018	0.026	0.030	0.026	0.031	0.025	0.026	0.018	0.024	0.021
S5	0.036	0.021	0.024	0.019	0.021	0.023	0.029	0.025	0.026	0.023	0.066	0.040	0.021	0.030	0.034	0.028	0.037	0.021	0.043	0.031	0.027	0.024	0.029	0.033	0.029	0.034	0.029	0.029	0.021	0.027
S6	0.043	0.028	0.021	0.015	0.028	0.031	0.036	0.029	0.033	0.029	0.072	0.047	0.021	0.031	0.039	0.024	0.044	0.028	0.050	0.038	0.034	0.029	0.034	0.040	0.035	0.040	0.037	0.035	0.029	0.031
S7	0.025	0.026	0.026	0.028	0.028	0.016	0.020	0.026	0.025	0.025	0.057	0.032	0.027	0.028	0.041	0.030	0.029	0.025	0.035	0.026	0.022	0.026	0.021	0.024	0.018	0.027	0.025	0.027	0.023	0.026
S8	0.035	0.023	0.010	0.018	0.031	0.024	0.030	0.022	0.029	0.026	0.062	0.040	0.014	0.020	0.038	0.017	0.036	0.026	0.041	0.030	0.028	0.020	0.026	0.032	0.030	0.033	0.030	0.027	0.026	0.023
S9	0.024	0.018	0.026	0.029	0.027	0.018	0.014	0.024	0.018	0.017	0.054	0.028	0.027	0.030	0.037	0.034	0.030	0.022	0.032	0.023	0.022	0.021	0.024	0.024	0.022	0.030	0.018	0.022	0.021	0.025
S10	0.021	0.023	0.029	0.030	0.028	0.017	0.013	0.024	0.016	0.019	0.053	0.025	0.028	0.029	0.035	0.034	0.025	0.021	0.031	0.019	0.021	0.023	0.023	0.018	0.017	0.027	0.017	0.020	0.021	0.028
S11	0.016	0.029	0.034	0.036	0.033	0.023	0.018	0.030	0.022	0.025	0.045	0.017	0.033	0.032	0.038	0.040	0.021	0.027	0.023	0.021	0.020	0.028	0.024	0.019	0.018	0.024	0.019	0.024	0.028	0.030
S12	0.027	0.022	0.030	0.029	0.021	0.019	0.018	0.027	0.019	0.018	0.061	0.031	0.029	0.034	0.036	0.036	0.032	0.023	0.038	0.026	0.025	0.026	0.027	0.026	0.021	0.032	0.022	0.025	0.019	0.031
S13	0.034	0.022	0.027	0.035	0.019	0.020	0.025	0.027	0.023	0.023	0.067	0.039	0.028	0.033	0.037	0.031	0.037	0.024	0.043	0.032	0.027	0.026	0.027	0.032	0.026	0.034	0.027	0.031	0.019	0.030
S14	0.041	0.026	0.019	0.017	0.030	0.029	0.034	0.026	0.032	0.028	0.060	0.045	0.019	0.028	0.039	0.020	0.042	0.029	0.047	0.035	0.033	0.026	0.032	0.038	0.034	0.038	0.035	0.033	0.029	0.028
S15	0.026	0.023	0.028	0.020	0.024	0.016	0.019	0.025	0.021	0.020	0.047	0.031	0.025	0.028	0.036	0.032	0.025	0.019	0.034	0.026	0.020	0.024	0.021	0.027	0.026	0.022	0.025	0.020	0.027	0.021
S16	0.040	0.026	0.030	0.023	0.019	0.029	0.032	0.033	0.029	0.026	0.072	0.045	0.028	0.037	0.033	0.035	0.042	0.026	0.049	0.037	0.034	0.029	0.035	0.039	0.033	0.041	0.033	0.036	0.024	0.035
S17	0.014	0.031	0.035	0.039	0.036	0.027	0.021	0.031	0.025	0.029	0.040	0.016	0.035	0.031	0.041	0.041	0.021	0.030	0.019	0.022	0.023	0.030	0.025	0.019	0.022	0.023	0.022	0.024	0.030	0.030
S18	0.031	0.013	0.024	0.021	0.022	0.022	0.024	0.021	0.020	0.017	0.041	0.036	0.022	0.029	0.031	0.029	0.034	0.019	0.039	0.026	0.024	0.020	0.028	0.030	0.026	0.032	0.023	0.024	0.022	0.025
S19	0.025	0.019	0.016	0.025	0.025	0.018	0.016	0.024	0.021	0.021	0.045	0.023	0.022	0.030	0.035	0.034	0.030	0.021	0.033	0.023	0.022	0.023	0.024	0.025	0.020	0.030	0.017	0.023	0.024	0.028
S20	0.038	0.034	0.039	0.034	0.031	0.031	0.031	0.038	0.029	0.028	0.067	0.039	0.036	0.041	0.025	0.044	0.039	0.028	0.046	0.037	0.035	0.036	0.037	0.036	0.032	0.041	0.031	0.037	0.029	0.041
S21	0.018	0.035	0.038	0.041	0.039	0.029	0.025	0.034	0.029	0.031	0.038	0.016	0.037	0.032	0.041	0.043	0.017	0.031	0.017	0.026	0.025	0.032	0.027	0.020	0.023	0.020	0.025	0.028	0.032	0.033
S22	0.019	0.029	0.033	0.035	0.032	0.022	0.020	0.029	0.024	0.025	0.048	0.020	0.032	0.029	0.038	0.037	0.019	0.025	0.026	0.022	0.019	0.028	0.022	0.013	0.018	0.021	0.022	0.023	0.026	0.028
S23	0.026	0.044	0.049	0.047	0.048	0.042	0.035	0.044	0.036	0.040	0.071	0.027	0.046	0.043	0.048	0.033	0.029	0.042	0.027	0.027	0.038	0.042	0.040	0.032	0.036	0.035	0.033	0.036	0.044	0.044
S24	0.039	0.026	0.031	0.024	0.018	0.028	0.031	0.033	0.027	0.024	0.072	0.043	0.029	0.038	0.035	0.036	0.042	0.025	0.048	0.037	0.033	0.030	0.035	0.038	0.031	0.041	0.031	0.036	0.023	0.035
S25	0.033	0.022	0.029	0.025	0.015	0.024	0.025	0.028	0.023	0.020	0.064	0.037	0.026	0.034	0.033	0.034	0.035	0.021	0.041	0.031	0.029	0.026	0.030	0.032	0.027	0.035	0.025	0.030	0.031	0.037
S26	0.022	0.020	0.027	0.030	0.026	0.017	0.013	0.022	0.016	0.018	0.053	0.027	0.028	0.029	0.037	0.033	0.027	0.022	0.032	0.019	0.022	0.023	0.024	0.020	0.018	0.028	0.016	0.020	0.022	0.027
S27	0.029	0.024	0.021	0.026	0.025	0.018	0.021	0.022	0.028	0.020	0.045	0.030	0.022	0.032	0.031	0.040	0.026	0.026	0.024	0.019	0.015	0.026	0.021	0.021	0.021	0.024	0.027	0.028	0.028	0.019
S28	0.029	0.014	0.024	0.025	0.024	0.020	0.021	0.022	0.018	0.021	0.059	0.033	0.022	0.027	0.033	0.030	0.031	0.017	0.036	0.024	0.024	0.018	0.026	0.027	0.023	0.031	0.021	0.023	0.019	0.024
S29	0.020	0.029	0.034	0.035	0.030	0.022	0.018	0.030	0.021	0.024	0.051	0.020	0.032	0.032	0.036	0.039	0.022	0.025	0.029	0.024	0.023	0.028	0.033	0.019	0.020	0.025	0.021	0.025	0.025	0.032
S30	0.019	0.030	0.034	0.038	0.036	0.025	0.022	0.029	0.026	0.028	0.043	0.019	0.034	0.029	0.042	0.037	0.020	0.028	0.022	0.022	0.021	0.029	0.021	0.014	0.022	0.020	0.023	0.024	0.029	0.028
S31	0.043	0.040	0.043	0.046	0.045	0.043	0.043	0.043	0.043	0.043	0.074	0.040	0.038	0.038	0.038	0.036	0.026	0.017	0.039	0.039	0.039	0.039	0.039	0.039	0.039	0.039	0.039	0.039	0.039	0.039
S32	0.023	0.023	0.027	0.027	0.015	0.021	0.024	0.029	0.023	0.022	0.065	0.036	0.028	0.035	0.034	0.036	0.034	0.019	0.040	0.031	0.027	0.029	0.029	0.031	0.025	0.034	0.029	0.033	0.018	0.034
S33	0.022	0.025	0.032	0.032	0.026	0.020	0.013	0.028	0.017	0.020	0.055	0.025	0.030	0.033	0.036	0.038	0.027	0.023	0.033	0.023	0.023	0.027	0.026	0.022	0.018	0.030	0.018	0.024	0.023	0.031
S34	0.022	0.022	0.030	0.025	0.017	0.023	0.024	0.027	0.021	0.018	0.063	0.036	0.027	0.034	0.033	0.035	0.035	0.020	0.041	0.030	0.029	0.026	0.030	0.031	0.026	0.036	0.024	0.029	0.019	0.031
S35	0.020	0.023	0.030	0.032	0.027	0.017	0.011	0.026	0.014	0.019	0.052	0.024	0.029	0.030	0.036	0.036	0.025	0.021	0.030	0.021	0.020	0.034	0.022	0.019	0.016	0.027	0.017	0.022	0.022	0.029
S36	0.018	0.026	0.032	0.035	0.034	0.023	0.019	0.026	0.022	0.024	0.045	0.023	0.022	0.027	0.040	0.036	0.026	0.022	0.024	0.019	0.015	0.026	0.021	0.017	0.022	0.024	0.023	0.019	0.023	0.029
S37	0.038	0.025	0.024	0.017	0.023	0.028	0.031	0.028	0.028	0.025	0.067	0.042	0.022	0.030	0.033	0.028	0.039	0.024	0.045	0.033	0.031	0.024	0.030	0.035	0.032	0.037	0.031	0.033	0.023	0.029
S38	0.039	0.026	0.019	0.014	0.022	0.028	0.033	0.027	0.031	0.027	0.068	0.043	0.016	0.027	0.035	0.023	0.040	0.025	0.046	0.034	0.032	0.025	0.031	0.037	0.033	0.037	0.033	0.033	0.026	0.029
S39	0.028	0.025	0.031	0.027	0.019	0.020	0.020	0.028	0.022	0.021	0.060	0.032	0.027	0.033	0.033	0.035	0.029	0.017	0.038	0.027	0.025	0.027	0.026	0.025	0.020	0.031	0.024	0.027	0.018	0.031
S40	0.024	0.021	0.027	0.029	0.025	0.012	0.015	0.023	0.018	0.019	0.045	0.030	0.022	0.032	0.0															

S1	0.035	0.052	0.038	0.027	0.033	0.041	0.039	0.034	0.051	0.027	0.038	0.035	0.032
S2	0.023	0.041	0.027	0.017	0.029	0.029	0.027	0.024	0.041	0.016	0.035	0.029	0.028
S3	0.023	0.040	0.028	0.017	0.026	0.028	0.029	0.022	0.041	0.012	0.032	0.027	0.025
S4	0.024	0.037	0.032	0.025	0.020	0.025	0.035	0.018	0.040	0.020	0.026	0.022	0.017
S5	0.027	0.041	0.033	0.025	0.021	0.029	0.037	0.022	0.042	0.022	0.025	0.023	0.019
S6	0.031	0.047	0.034	0.022	0.028	0.036	0.036	0.029	0.048	0.021	0.031	0.030	0.025
S7	0.026	0.030	0.025	0.028	0.024	0.027	0.033	0.023	0.035	0.026	0.024	0.017	0.023
S8	0.023	0.039	0.025	0.014	0.025	0.027	0.028	0.021	0.039	0.014	0.033	0.026	0.025
S9	0.025	0.032	0.032	0.028	0.021	0.023	0.035	0.021	0.037	0.025	0.024	0.022	0.021
S10	0.028	0.027	0.029	0.030	0.019	0.022	0.035	0.021	0.033	0.027	0.019	0.017	0.021
S11	0.030	0.020	0.031	0.034	0.027	0.022	0.032	0.025	0.028	0.033	0.025	0.024	0.028
S12	0.031	0.035	0.033	0.032	0.023	0.027	0.039	0.024	0.040	0.029	0.019	0.021	0.019
S13	0.030	0.040	0.034	0.031	0.022	0.031	0.040	0.024	0.043	0.025	0.023	0.022	0.016
S14	0.028	0.046	0.031	0.019	0.027	0.034	0.032	0.027	0.045	0.019	0.033	0.029	0.027
S15	0.027	0.030	0.028	0.027	0.018	0.026	0.035	0.020	0.034	0.027	0.020	0.016	0.019
S16	0.035	0.047	0.041	0.031	0.025	0.035	0.043	0.029	0.049	0.029	0.027	0.029	0.022
S17	0.030	0.016	0.031	0.036	0.030	0.023	0.031	0.028	0.025	0.035	0.029	0.027	0.032
S18	0.025	0.037	0.034	0.026	0.018	0.024	0.036	0.018	0.040	0.021	0.024	0.023	0.018
S19	0.028	0.033	0.034	0.030	0.022	0.021	0.037	0.019	0.037	0.026	0.023	0.023	0.022
S20	0.041	0.043	0.043	0.038	0.029	0.036	0.048	0.033	0.048	0.037	0.025	0.030	0.027
S21	0.033	0.013	0.032	0.038	0.032	0.027	0.032	0.030	0.022	0.037	0.030	0.029	0.034
S22	0.028	0.021	0.026	0.032	0.025	0.024	0.032	0.025	0.028	0.032	0.023	0.021	0.027
S23	0.044	0.023	0.044	0.048	0.041	0.034	0.042	0.041	0.032	0.048	0.042	0.042	0.045
S24	0.035	0.046	0.041	0.033	0.025	0.035	0.044	0.029	0.049	0.030	0.025	0.028	0.020
S25	0.031	0.039	0.036	0.030	0.020	0.030	0.041	0.025	0.043	0.027	0.021	0.023	0.016
S26	0.027	0.029	0.030	0.029	0.021	0.022	0.035	0.020	0.035	0.027	0.021	0.018	0.022
S27	0.019	0.023	0.023	0.023	0.028	0.022	0.028	0.025	0.020	0.034	0.022	0.024	0.027
S28	0.024	0.035	0.033	0.026	0.018	0.022	0.035	0.018	0.038	0.022	0.024	0.021	0.017
S29	0.032	0.024	0.031	0.034	0.025	0.025	0.035	0.025	0.032	0.032	0.021	0.023	0.026
S30	0.028	0.017	0.026	0.034	0.028	0.024	0.029	0.027	0.024	0.034	0.028	0.026	0.030
S31	0.037	0.043	0.043	0.035	0.029	0.038	0.027	0.033	0.031	0.028	0.027	0.026	0.028
S32	0.034	0.039	0.036	0.031	0.018	0.031	0.041	0.026	0.042	0.029	0.016	0.020	0.017
S33	0.031	0.030	0.033	0.032	0.023	0.024	0.038	0.024	0.037	0.030	0.018	0.021	0.022
S34	0.031	0.039	0.037	0.030	0.020	0.029	0.041	0.025	0.043	0.027	0.020	0.023	0.017
S35	0.029	0.028	0.030	0.030	0.021	0.022	0.035	0.021	0.033	0.029	0.020	0.020	0.023
S36	0.023	0.024	0.026	0.022	0.020	0.021	0.030	0.024	0.029	0.031	0.028	0.025	0.029
S37	0.029	0.042	0.035	0.026	0.023	0.032	0.037	0.025	0.044	0.022	0.028	0.026	0.021
S38	0.029	0.044	0.032	0.020	0.025	0.032	0.034	0.026	0.044	0.017	0.028	0.027	0.023
S39	0.031	0.034	0.032	0.030	0.017	0.028	0.039	0.024	0.038	0.028	0.013	0.016	0.015
S40	0.027	0.029	0.029	0.029	0.019	0.025	0.036	0.020	0.041	0.027	0.020	0.017	0.019
S41	0.023	0.031	0.024	0.026	0.026	0.026	0.026	0.024	0.033	0.024	0.030	0.022	0.026
S42	0.029	0.030	0.031	0.030	0.019	0.024	0.036	0.021	0.036	0.026	0.017	0.017	0.019
S43	0.026	0.028	0.032	0.029	0.021	0.017	0.034	0.019	0.033	0.027	0.025	0.023	0.023
S44	0.028	0.041	0.037	0.029	0.021	0.029	0.037	0.021	0.044	0.024	0.025	0.024	0.016
S45	0.025	0.023	0.026	0.031	0.025	0.024	0.029	0.024	0.026	0.030	0.027	0.023	0.026
S46	0.025	0.024	0.023	0.030	0.024	0.024	0.030	0.023	0.029	0.029	0.024	0.019	0.025
S47	0.041	0.020	0.041	0.045	0.039	0.032	0.040	0.038	0.030	0.044	0.037	0.038	0.042
S48	0.032	0.043	0.038	0.030	0.020	0.033	0.026	0.021	0.046	0.027	0.024	0.025	0.018
S49	0.022	0.035	0.030	0.025	0.021	0.024	0.033	0.018	0.037	0.024	0.026	0.019	0.020
S50	0.030	0.022	0.030	0.033	0.026	0.021	0.033	0.025	0.030	0.022	0.024	0.023	0.027
S51	0.032	0.013	0.031	0.038	0.033	0.026	0.031	0.031	0.021	0.037	0.033	0.030	0.035
S52	0.022	0.029	0.030	0.028	0.022	0.019	0.031	0.020	0.033	0.026	0.027	0.023	0.024
S53	0.035	0.034	0.034	0.036	0.028	0.028	0.036	0.025	0.035	0.023	0.023	0.020	0.028
S54	0.033	0.044	0.037	0.029	0.024	0.035	0.041	0.028	0.047	0.027	0.024	0.025	0.021
S55	0.029	0.044	0.033	0.022	0.025	0.032	0.035	0.025	0.045	0.019	0.029	0.027	0.023
S56	0.026	0.036	0.033	0.024	0.014	0.023	0.036	0.018	0.038	0.022	0.022	0.020	0.015
S57	0.029	0.026	0.031	0.031	0.024	0.022	0.034	0.023	0.033	0.020	0.021	0.021	0.025
S58	0.027	0.024	0.028	0.031	0.024	0.021	0.034	0.022	0.031	0.030	0.022	0.021	0.025
S59	0.028	0.024	0.030	0.031	0.024	0.019	0.034	0.021	0.030	0.030	0.024	0.023	0.025
S60	0.029	0.023	0.030	0.032	0.025	0.022	0.034	0.024	0.030	0.031	0.024	0.023	0.027
S61	0.019	0.033	0.026	0.022	0.020	0.020	0.030	0.013	0.018	0.028	0.020	0.021	0.021
S62	0.037	0.037	0.037	0.036	0.025	0.032	0.043	0.028	0.043	0.033	0.014	0.025	0.022
S63	0.039	0.038	0.040	0.037	0.027	0.034	0.045	0.032	0.044	0.036	0.019	0.027	0.026
S64	0.027	0.028	0.029	0.030	0.021	0.023	0.035	0.021	0.034	0.028	0.018	0.017	0.021
S65	0.023	0.033	0.029	0.026	0.022	0.025	0.032	0.020	0.037	0.023	0.027	0.019	0.021
S66	0.034	0.037	0.035	0.032	0.020	0.030	0.041	0.026	0.042	0.030	0.015	0.020	0.018
S67	0.027	0.025	0.028	0.021	0.023	0.020	0.033	0.021	0.031	0.029	0.022	0.021	0.025
S68	0.026	0.032	0.032	0.028	0.020	0.022	0.035	0.020	0.037	0.026	0.022	0.021	0.021
S69	0.022	0.030	0.024	0.026	0.023	0.026	0.030	0.021	0.031	0.025	0.028	0.020	0.024
S70	0.033	0.023	0.033	0.023	0.021	0.026	0.037	0.022	0.035	0.022	0.016	0.019	0.024
S71	0.024	0.041	0.026	0.015	0.027	0.029	0.028	0.024	0.041	0.018	0.034	0.027	0.027
S72	0.029	0.031	0.031	0.029	0.019	0.025	0.037	0.022	0.036	0.028	0.017	0.018	0.018
S73	0.024	0.033	0.030	0.027	0.022	0.024	0.033	0.020	0.037	0.024	0.026	0.019	0.022
S74	0.028	0.030	0.030	0.029	0.019	0.022	0.035	0.019	0.033	0.026	0.019	0.017	0.020
S75	0.024	0.023	0.024	0.030	0.024	0.022	0.029	0.022	0.026	0.029	0.027	0.022	0.026
S76	0.030	0.032	0.033	0.032	0.023	0.025	0.038	0.024	0.039	0.029	0.019	0.021	0.022
S77	0.019	0.028	0.023	0.027	0.024	0.021	0.029	0.018	0.029	0.025	0.028	0.022	0.025
S78	0.031	0.037	0.031	0.028	0.020	0.031	0.028	0.025	0.040	0.027	0.018	0.017	0.018
S79	0.028	0.029	0.031	0.028	0.024	0.018	0.035	0.020	0.033	0.028	0.024	0.023	0.026
S80	0.033	0.046	0.039	0.030	0.025	0.035	0.042	0.029	0.049	0.027	0.027	0.027	0.021
S81	0.031	0.036	0.036	0.031	0.019	0.027	0.040	0.025	0.041	0.028	0.019	0.022	0.017
S82	0.026	0.026	0.028	0.031	0.023	0.021	0.033	0.023	0.032	0.029	0.023	0.020	0.024
S83	0.034	0.046	0.039	0.029	0.028	0.035	0.041	0.029	0.047	0.035	0.030	0.031	0.026
S84	0.023	0.031	0.031	0.026	0.019	0.019	0.033	0.017	0.035	0.023	0.025	0.022	0.021
S85	0.029	0.039	0.035	0.028	0.018	0.028	0.039	0.022	0.042	0.025	0.021	0.021	0.015
S86	0.034	0.034	0.035	0.032	0.020	0.028	0.040	0.026	0.039	0.031	0.011	0.022	0.020
S87	0.032	0.016	0.031	0.036	0.030	0.020	0.029						

参考文献

- [1] 国土交通省. 平成 28 年度国土交通白書. 日経印刷, 2017.
- [2] F. F. Dias, L. Patrícia, G. Venu, et al. A behavioral choice model of the use of car-sharing and ride-sourcing services. *Transportation*, p. 1307–1323, 2017.
- [3] TOYOTA テクノロジー Ha:mo ハーモニアス・モビリティ・ネットワーク. <http://www.toyota.co.jp/jpn/tech/its/hamo/>. アクセス 2020 年 6 月 4 日.
- [4] 国土交通省報道・広報 報道発表資料全国初・道路空間を活用したカーシェアリング社会実験を 12 月 20 日から開始します. http://www.mlit.go.jp/report/press/road01_hh_000779.html. アクセス 2020 年 6 月 4 日.
- [5] 中村謙太, 溝上章志, 橋本淳也. ワンウェイ型カーシェアリングシステムの導入可能性と最適ステーション配置. 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol. 73, No. 3, pp. 135–147, 2017.
- [6] Alvina G.H. Kek, Ruey Long Cheu, Qiang Meng, and Chau Ha Fung. A decision support system for vehicle relocation operations in carsharing systems. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, Vol. 45, No. 1, pp. 149–158, 2009.
- [7] Khandker M. Nurul Habib, Catherine Morency, Mohammed Tazul Islam, and Vincent Grasset. Modelling users' behaviour of a carsharing program: Application of a joint hazard and zero inflated dynamic ordered probability model. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol. 46, No. 2, pp. 241–254, 2012.
- [8] 大野泰典, 中尾政之. 車両隊列走行のための連結部搭載形非接触センサレイによる相対位置・姿勢推定. Master's thesis, 東京大学, 2014.
- [9] 松岡寛, 中尾政之. 連結部搭載形センサで車両間の相対運動を推定する隊列走行制御. Master's thesis, 東京大学, 2015.
- [10] 岡元裕生, 中尾政之. 連結部を有する隊列走行のための hils を用いた車両相対運動計測システムの開発. Master's thesis, 東京大学, 2016.
- [11] 鈴木歩, 割澤伸一. 車両スケールモデルを用いた連結状態維持と軌跡追従を均衡させ

- た隊列走行制御の研究. Master's thesis, 東京大学, 2019.
- [12] Q. Huang, A. Benmimoun, and T. Robinson. Challenges of platooning on public motorways. In *17th World Congress on Intelligent Transport Systems*, 2010.
- [13] S. Tsugawa, S. Kato, and K. Aoki. An automated truck platoon for energy saving. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 4109–4114, 2011.
- [14] R. Kianfar, Augusto B., A. Ebadighajari, et al. Design and experimental validation of a cooperative driving system in the grand cooperative driving challenge. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 13, No. 3, pp. 994–1007, 2012.
- [15] T. Mizuma and H. Nakamura. Safety evaluation on automatically operation bus system by its technologies. *IEEE International Symposium on Industrial Electronics Proceedings*, Vol. 2, pp. 1278–1282, 2001.
- [16] 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.
- [17] Ethem Alpaydin. *Introduction to Machine Learning*. Adaptive Computation and Machine Learning. MIT Press, 3 edition, 2014.
- [18] 株式会社キーエンス. 改善事例 学ぶ調べる・レベルセンサ塾・レベルセンサの原理と構造・レーザ式レベルセンサ. <https://www.keyence.co.jp/ss/products/process/levelsensor/type/laser.jsp>. アクセス 2020 年 6 月 23 日.
- [19] 林玉池, 高偉, 清野慧. 2 次元変位センサの自律校正法に関する研究. 精密工学会誌, Vol. 62, No. 6, pp. 845–849, 1996.
- [20] 清野慧, 杉淵亨, 森島健. 変位計の線形誤差の自律的校正. 精密工学会誌, Vol. 59, No. 12, pp. 2043–2048, 1993.
- [21] 荒井義和, 清野慧, Derek G. Chetwynd, 高偉. 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, Vol. 2004S, pp. 407–407, 2004.
- [22] 吉澤徹, 栃木明義. 投影パターンのコントラスト変化を利用した変位計測. 精密工学会誌, Vol. 55, No. 10, pp. 1823–1826, 1989.
- [23] Rui Xu and D.Wunsch. Survey of clustering algorithms. *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 16, No. 3, pp. 645–678, 2005.
- [24] Dongkuan Xu and Yingjie Tian. A comprehensive survey of clustering algorithms. *Annals of Data Science*, Vol. 2, No. 2, pp. 165–193, 2015.
- [25] 神蔦敏弘ほか. データマイニング分野のクラスタリング手法 (1):クラスタリングを使ってみよう! 人工知能学会誌, Vol. 18, No. 1, pp. 59–65, 2003.
- [26] シャープ株式会社. 測距センサユニット (2)cmos タイプ・gp2y0e02b アプリケーションノート. https://jp.sharp/products/device/doc/opto/gp2y0e02_03_

appl_j.pdf. アクセス 2020 年 6 月 18 日.

謝辞

割澤先生は研究室の学生全員に目を配っており、幅広い分野の研究をしている研究室をまとめました。多様な研究をしている学生には適切なアドバイスをくださった。人間環境学発展の講義の際には大変お世話になりました。

福井先生には研究生の時から3年間ほど、ご指導をいただきました。スライドの作り方や日本語の専門用語も分からないまま研究室に入りましたが、先生のご指導とご配慮のおかげで修士入学ができました。修士としての2年間も、研究の進め方、設計・実装の仕方、そして就活の乗り越え方についても、いろいろなアドバイスをくださった。本当に、大変感謝しております。

米谷先生と伴先生には、研究会で多くのご指摘をいただきました。ありがとうございます。

秘書の皆様には、物品購入などの様々な事務のサポートをしていただきました。学生の精神面も気を配り、お世話になった時期がありました。

研究室の学生の皆様にも大変お世話になりました。

卒業した唐澤さんには、最高学年の先輩として研究のアドバイスをくださっただけでなく、いろいろなところに連れってくれました。面倒を見てくれたおかげで、日本がとても住みやすく感じました。ありがとうございました。

鈴木さんは、研究生の時のチューターと隊列走行の研究の先輩として、スライドの作り方などいろいろ教えてくれました、大変感謝しております。

論文執筆中、差し入れを準備してくださり、コロナ禍で大学に行けない時の執筆環境の手配に協力してくれた先輩。ありがとうございました。

最後に、私の大学生活を祖国から支えてくださった親に、心から感謝の意を表します。ありがとうございました。

令和2年7月 叶 其緯

以上

修士論文

2020年7月29日 提出

学生証番号 47-186828 叶 其緯