

令和元年度

修士論文

運転者と車両の力覚コミュニケーションによる運転支援  
—走行軌跡の曲率のモデル化—

三重大学大学院 工学研究科 機械工学専攻

田畑 優祐

令和元年度 修士論文

運転者と車両の力覚コミュニケーションによる運転支援  
—走行軌跡の曲率のモデル化—

所属 三重大学大学院 工学研究科 機械工学専攻  
研究室 知能ロボティクス研究室

平成30年度入学 418M131

氏名 田畑 優祐

# 目次

第1章	はじめに	1
1.1	自動運転	2
1.2	従来研究	3
1.3	我々の研究グループにおいて	4
第2章	提案	6
2.1	モデルの提案	6
2.1.1	曲率関数の計算方法	7
2.2	連続関数の線形結合による近似法の提案	8
2.2.1	一般的な近似手法	11
2.3	提案アルゴリズム	11
第3章	実験	13
3.1	実機実験概要	13
3.2	実機実験による経路復元方法例	14
3.3	曲率関数の検証	14
3.4	経路分類の検証	15
3.5	実機実験の成果及び考察	16
第4章	数理解析	18
4.1	曲率半径の数理解析	19
4.2	数理解析の考察	20

	ii
4.3 数理解析のまとめ . . . . .	21
第5章 おわりに	22
付録	24
参考文献	28
謝辞	31

## 目次

1.1	Relation -curvature, steering wheel and vehicle path-	2
1.2	Force communication	2
2.1	Approximation of the curvature function	8
2.2	Path restoration	9
2.3	Path restored -Proposed method-	10
2.4	Path restored -Conventional method-	11
2.5	NS chart of the proposed system	12
3.1	COMS with LiDAR	14
3.2	Two different paths	15
3.3	Example of self-localization	16
3.4	Example of curvature function	16
3.5	Example of restored route	17
3.6	Curvature function per path	17
4.1	Mathematical analysis path	19
4.2	Calculation of curvature	20
5.1	Calcuration	24
5.2	Localization	26
5.3	Location of experiment	26

目次	iv
5.4 Four different paths . . . . .	27
5.5 Curvature function in four paths . . . . .	27

## 第 1 章

# はじめに

本研究は車両経路に対する曲率とハンドル角そして車両経路の関係 Fig. 1.1 に着目している。それぞれの関係を以下に記述する。操舵角はハンドル操作から決定する。操舵角は直接曲率を表す。そのためハンドル角と曲率には直接の関係があるといえる。曲率は円弧の曲がり度合いを表すため、曲率半径を連続でつなげることで経路を表現できる。この経路と曲率にも関係があるといえる。これらの関係に着目するのは我々の研究室では人の意図に着目した運転支援をしているためである。運転における人の意図はハンドル操作や移動軌跡に表れる。我々は運転者と車両の意図を互いに学習することで運転支援が可能であると考えている。意図を交換する関係は Fig. 1.2 のように描くことができる。それぞれの関係として、運転者はハンドルの位置から車両へ意図を伝える。車両はハンドルを介して力を運転者へ伝える。本研究ではこの運転者と車両の力覚提示による関係を力覚コミュニケーションと呼ぶ。

本研究の目的は運転者の意図に着目した経路の分類である。具体的には、操作系列から車両の次の操作が直進や右折かどうかなどを判断する。つまり、始点から現地点までの操作系列より次の操作を判断することを目指す。目標は車両経路を曲率でモデル化し分類すること、リアルタイムでの経路近似である。本論文では環境座標系上の移動軌跡に基づくモデル作成を検討することで、ハンドル操作系列と環境座標系列を考慮したモデルの提案とモデルの分類に焦点を当てる。モデルの分類は運転者の操作系列から運転の意図を読み取るために

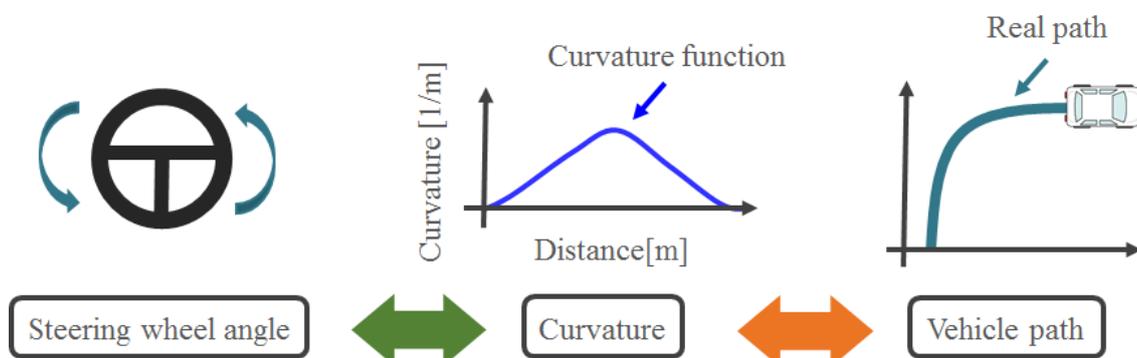


Fig. 1.1 Relation -curvature,stering wheel and vehicle path-

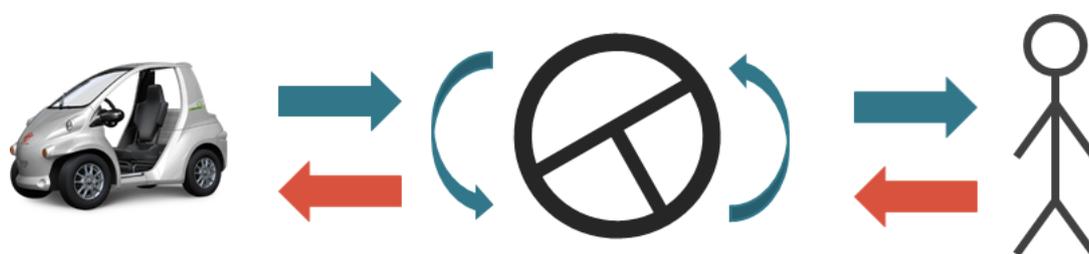


Fig. 1.2 Force communication

大切である．本提案システムでは車両の意図は運転者と車両間の以下の相互作用ステップに従うことで運転者の操作系列から作成される．(1) 車両は運転系列モデルとして運転者のハンドル系列を蓄積する．(2) 現在の運転者の操作系列に適合するモデルの中から一番適切なモデルを選択する．(3) 選択されたモデルから次の適切なハンドル角度を推定する．(4) 選択されたモデルの信頼度に応じて，運転者に操舵力を提示する．(5) もし運転者が力覚に従うならば，選択されたモデルを強化し，そうでなければ新しいモデルが作成される．

## 1.1 自動運転

運転支援には自動運転と半自動運転が存在する．どちらも実現するには乗り越えなければいけない課題がある．自動運転を利用するには整備された環境下でシステムが車両を制御する必要がある．このような状況において運転は高い精度で再現することが可能である．しかし，この整備された環境を整えることが我々が日常生活している町で実現することが難し

い．我々は実機での運転支援を目標としているため，実際の市街地で自律移動ロボットを走行実験できるつくばチャレンジに参加している．つくばチャレンジは 2007 年より開催されている市民が生活する実際の生活環境下で自律移動ロボットの実機実験する場である．毎年日本全国から約 50 チームが参加し，様々な機体がセンサや GPS などを利用し一般的な生活環境課で自律移動させることで，屋外自律移動ロボットの研究開発の発展に繋げている．参加チームは野外環境の安定した走行のために環境地図を作成や計算コストが小さい経路生成など様々な研究 [1]-[3] をして自動運転の技術向上を目指している．実際に我々もつくばチャレンジに参加し実環境で自律移動ロボットを走行させて，日常生活内での自動運転の難しさを体験した．トヨタ自動車株式会社は 2020 年に静岡県東富士工場の跡地を利用して日常生活の中で自動運転や AI に関する実験をするコネクティド・シティを建設すると発表した．この町は自動運転を利用するためには町そのものをシステムとして組み込むことで自動運転が実際に使えるか検証する場所である．つまり，現在の日常生活では自動運転の実現は難しいと考えられる．多くの研究者は半自動運転を全自動運転の前身として研究している．この位置づけから一見半自動運転の方が自動運手より技術的に簡単だと考えられるかもしれないが，実際は半自動運転の方が技術的には難しい部分もある．これは半自動運転が車両の操作を運転者自身が望む運転かどうか判断し，その結果運転を支援するか支援しないかなど考慮すべきことが多いためである．そこで本研究では，場所ごとに運転者の操作を車両に教え，同じ場所を通るときに車両は学習した操作を運転者に提示することで運転者が望む運転を提示できると考える．運転における車両の操作は運転者の意図から決まるという考えの下，意図に着目することで運転支援が可能になると考える．

## 1.2 従来研究

半自動運転の研究は数多くなされている．多くの研究では半自動運転の運転支援実現のために，ビッグデータが広く利用されている．ビッグデータでは多量のデータから発生頻度と関連性の高いデータを意図あるデータとして解釈している．このデータを人の意図として解

積することで、運転支援や自動運転を可能としている。しかし、ビッグデータは多量のデータを必要とするため個人のデータ運転意図を考慮するのは難しい。個人のデータが必要となる具体例として、個人宅の車庫入れなどがあげられる。運転支援には半自動運転と全自動運転も含まれる。半自動運転の研究の多くは全自動運転させるための研究 [4]-[10] である。これらの研究では車両走行時の障害物回避や車線変更において同じような環境が再現されることに焦点を当てて、スムーズな運転を目標としている。このような運転では車両は回避行動（進行方向にたいして障害物から離れる移動）するため、車両経路は関数で表現できる。そのためこの関数は一般的にスプライン補間などの補間方法が利用される。本研究では環境ごとに一つの環境座標を与える。そして、ハンドル操作量から得られる情報と車両座標で得られる周辺環境の座標を環境座標に変換させてモデルを作成する。本研究は対象する運転支援が、車庫入れなどの経路を関数で表現することが難しい経路に対する運転支援である。本研究のように関数で表現できない経路をモデル化する一般的な研究には B-spline 曲線 [11] やクロソイド曲線 [12] を利用した研究がある。これらの研究では車両経路が直線と曲線に分けて経路を表現できることに焦点を当てている。また本研究と同様に経路の曲率に着目した研究 [13][14] もある。特に菅沼らの研究 [13] では障害物回避行動において多量の曲率パターンを用意することで経路を変更したときにリアルタイムでの経路生成を可能とした。本研究では実際の走行経路から曲率をモデル化することでより人の操作に近いモデル化をリアルタイムで計算することを目指す。本研究や従来研究で着目している曲率は曲線の曲がり度合いを表す。曲がり度合いは座標を回転させても同じなため、座標変換しても曲率の値自体は変化しない。また、曲率は曲率を形成する 3 点の座標で計算されるため、関数で表現できない経路も表現できる。

### 1.3 我々の研究グループにおいて

我々の研究室ではハンドル操作に着目した運転支援の研究 [16]-[19] をしている。前任である益川らの研究 [18][19] より、離散化されたハンドル系列から車両の次の操作を推定する

ことは難しいと考え、ハンドル操作と実経路を結ぶモデルが必要だと考える。本研究ではハンドル角と環境座標を考慮するモデルとして曲率を提案し、曲率系列から経路を分類する手法を提案する。この手法の問題点は得られた曲率は測定された位置から算出されるため離散データとなることである。ハンドル系列や車両経路が連続データであるのに対して曲率は離散データである。離散データである曲率をそのままモデル化しても運転支援できない。離散データである曲率を連続曲率関数として補間する必要がある。本研究では、繰り返し計算なしに多項式近似する手法を提案する。一般的な多項式近似として非線形フィッティングがある。具体的な手順は一時的な曲率関数を定義し、その曲率関数から一時的な経路を復元する。そして復元された経路と測定した位置との差が一定値を下回るまで、曲率関数の各パラメータを変化させながら経路復元を繰り返す。この手法の利点は復元された経路の精度が高いことにある。しかし、欠点として繰り返し計算するため計算コストが高いことや局所解に陥る可能性があり、本提案システムで利用するのは難しい。我々が提案する手法は離散曲率を最小自乗法により補間することで曲率関数を 1 回の計算で求め、その曲率関数から経路を復元することで大まかな精度ではあるが経路復元を可能とする手法である。この手法の利点は曲率を補間するときに曲率関数の各パラメータを線形パラメトリック関数として線形近似することで、計算時間が小さくなることである。しかし、欠点としては復元された経路の精度が高くないことである。実機実験より、提案手法で異なる経路が分類できるのか検証し、数値解析より提案手法の確かさを検討する。

## 第 2 章

# 提案

本研究では力覚を利用した運転支援のための提案をする．ハンドル操作から実経路を復元するモデルとして曲率を利用する．曲率は離散で得られる自己位置から計算されるため曲率自身も離散データである．そのためこのままでは実際のハンドル操作や実経路を復元できない．そこで曲率を連続関数の線形結合として近似する手法を提案する．

### 2.1 モデルの提案

運転支援のために走行軌跡をモデル化する必要がある．本研究では走行軌跡を曲率でモデル化する．走行軌跡には大きく分けて操作系列モデルと環境座標系列モデルの 2 種類のモデルが存在する．それぞれのモデルには利点と欠点がある．操作系列モデルは運転におけるハンドルの位置を系列とするモデルである．そのため，モデル同士のマッチングがとりやすいという利点がある．しかし，ハンドルは遊びがあるため実経路を推定することは難しいという欠点がある．環境座標系列モデルは運転の走行軌跡を環境座標上でモデル化する．そのため実経路のモデルは経路同士を比較しやすいという利点がある．しかし，一般的に環境座標モデルは 2 次元で表されるため二次元のモデルとするので，モデル同士のマッチングが難しいという欠点がある．曲率を利用することでハンドル操作と車両経路がどのように表現できるのか記述する．ハンドル操作と車両経路の関係をモデル化することができれば操作や経路

の比較がしやすくなるが、実際のハンドルには遊びがあるためハンドルと車両経路を直接結びつけたモデル化は難しい。そこで曲率がハンドルの遊びを除いたものとはほぼ一致することに着目すると、ハンドル操作と曲率はほぼ一対一対応であると言える。また曲率は積分することで車両角度となり、車両角度を積分することで車両の移動量を表現できる。つまり走行軌跡は曲率を積分することで求められる。これらより、曲率モデルは操作系列モデルと環境座標系列モデルの媒介モデルと言える。つまり曲率系列をモデル化することは操作のマッチングがしやすく、実経路との比較もしやすいモデルを考えることになる。しかし、そのまま曲率から経路を復元することや運転支援することはできない。これは曲率モデルは測定した位置から求められるため離散データであり、連続データであるハンドル操作や走行軌跡を表現することはできない。離散データである曲率を連続データである曲率関数に補間する手法を提案する必要がある。本研究では、繰り返し計算を必要としない手法を提案する。

### 2.1.1 曲率関数の計算方法

線形結合係数を最小自乗法により移動距離  $L$  の引数を持つ曲率関数  $\kappa(L)$  として導出する手法を提案する。提案する導出は次の手順である (Fig. 2.1): (i) 車の移動経路における  $N$  個の測定点を得る。(ii) 隣接する 3 点の  $N - 2$  組から  $N - 2$  個の曲率を得る。最小自乗法より  $N - 2$  個の曲率の組から  $k$  次多項式の係数を決定する。この時  $N$  の個数は  $k$  より大きいものとする。

Fig. 2.2 は Fig. 2.1 で得られた曲率関数  $\kappa(L)$  から移動経路を復元する手順である。( ) 総移動距離  $L$  における車の位置は始点から現地点までの距離  $l$  での車両方向  $\theta(l)$  に関連するベクトル関数の積分 (式 (2.1)) から導出される。( ) 得られた  $\kappa(L)$  と微小移動量  $dl$  の累積から移動経路は復元できる。この積分は式 (2.2) と表すことができる。

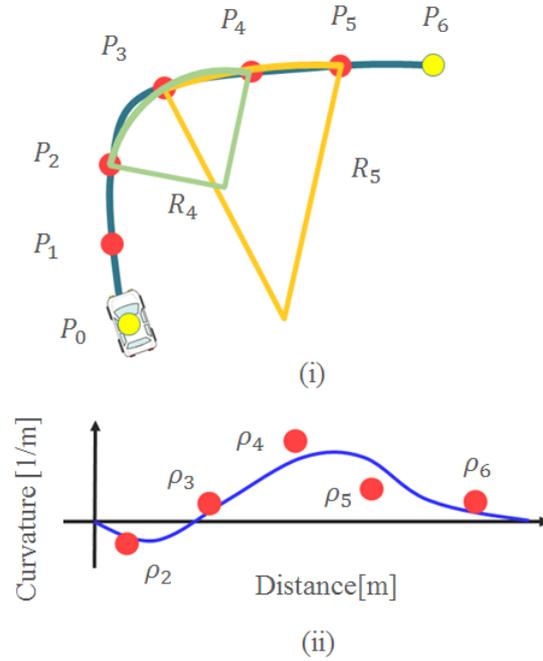


Fig. 2.1 Approximation of the curvature function

$$\theta(L) = \int_0^L \rho(l) dl \quad (2.1)$$

$$p(\vec{L}) = \int_0^L \begin{bmatrix} \cos \theta(l) \\ \sin \theta(l) \end{bmatrix} dl \quad (2.2)$$

## 2.2 連続関数の線形結合による近似法の提案

本研究では将来リアルタイムで利用するために繰り返し計算なしで近似する手法を提案する．具体的には，連続曲率関数として離散曲率を近似することで経路を復元する式 (2.3) を提案する．式 (2.3) 中の  $\rho_k(x)$  は連続曲率関数を， $a_k$  は線形結合パラメータ係数を， $f_k(x)$  は連続関数を表している．曲率関数から経路を復元するためには，計算速度と精度を兼ね備

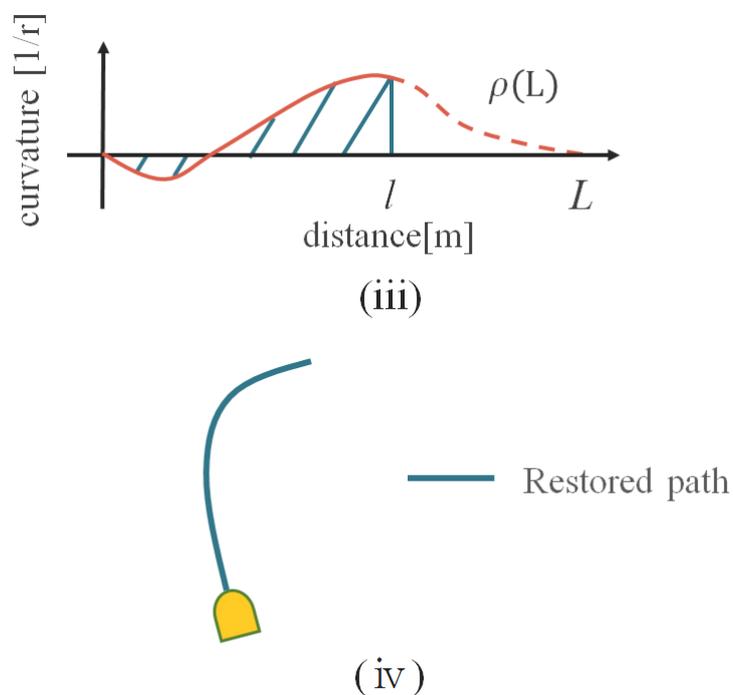


Fig. 2.2 Path restoration

えた関数近似が必要となる．それぞれが必要とする条件について記述する．計算速度の条件は繰り返し計算しない近似方法を提案することでリアルタイムでも利用可能とする．精度の条件は提案手法を実機実験より復元された経路を見ることで精度を確認する．具体的な計算手順は，(1) 離散曲率を計算し，(2) 曲率関数の線形結合パラメータ係数を計算する．それぞれの計算手順は以下のようなになる．(1) 車両系路上の隣接する三点から曲率半径を計算する(式(2.4))．そして曲率半径の逆関数を計算することで曲率を計算する(式(2.5))．(2) 曲率関数の各パラメータをパラメトリック関数として定義することで最小自乗法から1回の線形近似で曲率関数を計算できる(式(2.6))．式(2.4)中の $P_i$ は $i$ 番目の座標を $R_i$ は $i$ 番目の曲率半径を表し，式(2.5)中の $\rho_i$ は $i$ 番目の曲率を表している

$$\rho(x) = \sum a_k f_k(x) \quad (2.3)$$

$$|\overrightarrow{P_{i-1}P_{i-2}} \times \overrightarrow{P_{i-1}P_i}| = |\overrightarrow{P_{i-1}P_{i-2}}| |\overrightarrow{P_{i-1}P_i}| \sin \angle P_{i-2}P_{i-1}P_i$$

$$R_i = \frac{|\overrightarrow{P_{i-2}P_i}|}{2 \sin \angle P_{i-2}P_{i-1}P_i}$$

$$\rho_i = \frac{1}{R_i}$$

$$a_0, a_1, a_2 \dots = \arg \min_{a_0, a_1, a_2 \dots} \sum_{i=2}^n \sigma_{i-2}^{n-2} (\rho_i - \rho(L; a_0, a_1, a_2 \dots))^2$$

本論分で提案する近似法の一例を Fig. 2.3 で説明する．赤の丸は離散曲率で推定された隣接する 3 点から計算される．この離散曲率から曲率関数の線形結合パラメータ係数を計算し青の実線で表される．この曲率関数を積分することで経路を復元される．復元された経路は黄色の実線で表される．実際の経路は青緑色の点線で表される．この経路復元方法の利点は 1 回の線形近似で経路を復元できるため計算コストが小さいことにあり，一般的な手法と異なる本手法を利用する最大の理由でもある．欠点としては，曲率に焦点をあてた補間方法のため復元された経路と実際の経路との差を見ていないのでフィッティング精度が高くないことが上げられる．本研究では提案手法の経路復元精度を実機実験により検証する．

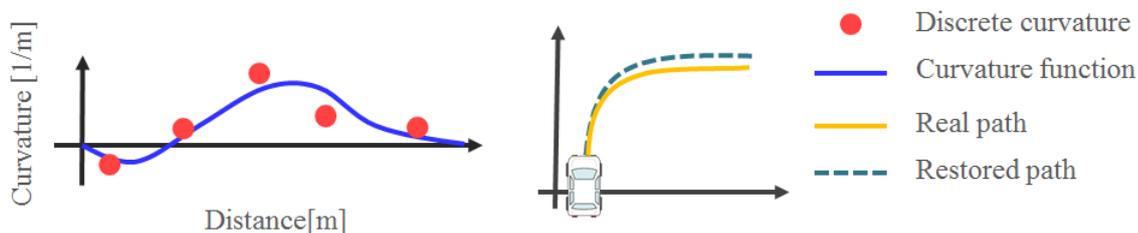


Fig. 2.3 Path restored -Proposed method-

### 2.2.1 一般的な近似手法

本手法の必要性の説明のため，一般的な経路の復元手法 Fig. 2.4 を説明する．具体的な経路復元手順は次のようになる．(1) 一時的な曲率関数をパラメトリック関数で定義する．これは Fig. 2.4 の青緑色の実線で表される．(2) パラメトリック関数から一時的な経路を復元する．復元された経路と実経路との誤差を比較し，この誤差が一定値より小さくなるまで上記手順を繰り返し返す．復元された青緑色の点線で表し，実際の経路は黄色の点線で表す．この手法の利点は復元された経路と実経路との誤差が小さくなるまで繰り返し計算するため，復元された経路の精度が高いことにある．欠点は繰り返し計算を要するため計算コストが高いことや，局所解に陥る可能性があることである．そのためリアルタイムでの利用は難しく，本システムにおいては本手法が必要となる．

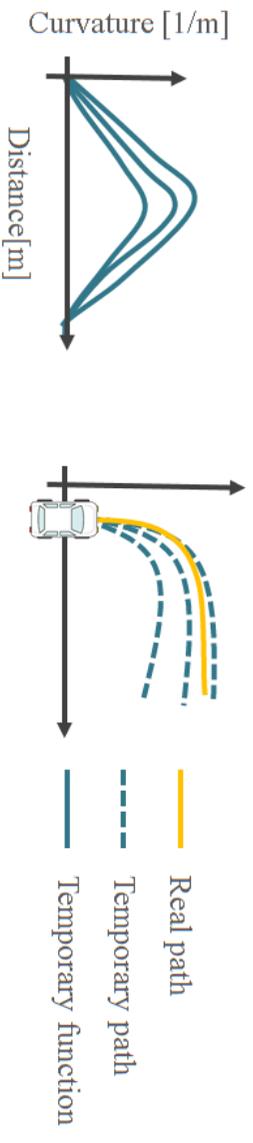


Fig. 2.4 Path restored -Conventional method-

## 2.3 提案アルゴリズム

曲率を利用した走行軌跡のモデル化や，繰り返し計算なしに多項式近似する補間方法は，本研究が提案するシステムが背景に存在する．その提案システムは Fig. 2.5 の NS チャーに具体的に記載する．(1) 繰り返し状態：車の移動経路は固定位置から始まり他の固定位置で終わる．(2) 外部センサーである LIDAR を利用することによる車の自己位置推定．(3) 曲率計算は車の現在の位置と 1 番目と 2 番目前の 3ヶ所から計算される．(4) 全ての曲率モデルの中で始点から現地点までの系列に一番適切なモデルを選択する．(5) もし選択されたモ

デルが十分適する場合 (6a) に進み，そうでない場合 (6b) に進む．(6a)，(6b) はそれぞれ人が車の力覚提示を受けている状態と受けていない状態を表す．(7) 選択されたモデルから計算された次の適切な操作に従い，ステアリングホイールへの力を示す．(8) 車が一定値動くまで繰り返す．(9) もし，yes のみが繰り返される場合は，選択されたモデルを強化する．それ以外の場合は LiDAR の測定のための自己位置推定誤差を考慮するために，多項式で近似された引数距離を持つ車両の移動経路を連続である曲率関数として新しい曲率モデルを作成する．

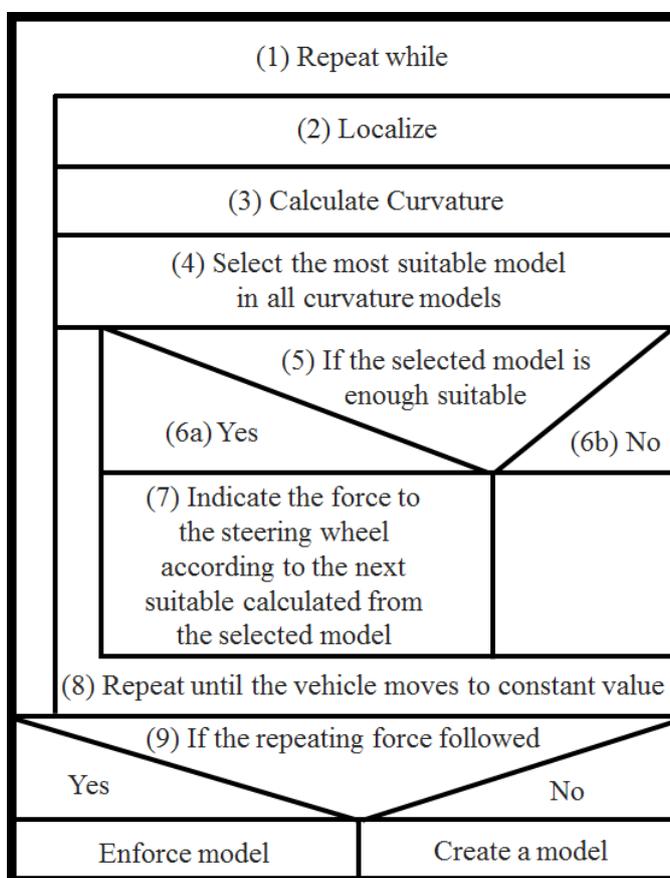


Fig. 2.5 NS chart of the proposed system

## 第 3 章

# 実験

本章では曲率モデルとその補間方法の妥当性を実機実験より確認する．具体的には被験者が同じと思う経路を同じと思う運転をすることで，同じ経路は同じクラスに分類されるか，異なると思う経路は異なる運転をすることで，異なる経路は異なるクラスに分類されるかを，実機実験で確認する．

### 3.1 実機実験概要

実機実験の条件は次のとおりである．被験者の数は 1 人のみである．被験者は LiDAR(vlp-16:Velodyne) を搭載した電気自動車 (COMS:トヨタ車体)Fig. 3.1 を 5[km/h] で運転する．この時，被験者は同じ経路には同じと思うハンドル操作をする．この走行実験を 5 回繰り返す．

その後，被験者は先ほどの走行実験とは異なる経路を 5 回運転する．Fig. 3.2 は，実験する異なる 2 種類の経路 (A:急な曲線，B:緩やかな曲線) の一例である．曲率は実験的に決定された 4 次元多項式で近似される．この時，Fig. 3.2 の黄色の十字は自己位置推定の基準点である．黄色十字の緯度，経度はそれぞれ 34.741486, 136.527470 である．



Fig. 3.1 COMS with LiDAR

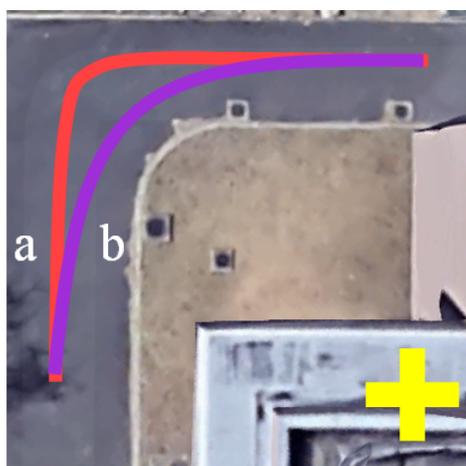
### 3.2 実機実験による経路復元方法例

前章の経路復元の考え方より，実機実験で得られた結果からどのように経路が復元されるかを経路 A (急な経路) の一例で説明していく．経路は以下の手順で復元される．(1) LiDAR による自己位置の測定．(2) 隣接する 3 点による離散曲率の計算．(3) 離散曲率から最小二乗による  $k$  次の多項式計算．例にあげた経路では LiDAR より 13 点の位置が測定された Fig. 3.3 . そのため，11 組の隣接する 3 点から 11 個の離散距離が計算される．

上記の 13 個の推定位置から，3 つの隣接位置にあたる 11 組の位置から 11 個の曲率を求める．Fig. 3.4 では，11 個の紫色の三角形が各曲率を表している．これら曲率には誤差があり，電子誤差と自己位置推定誤差に起因する可能性がある．Fig. 3.4 では，線形最小自乗法より 11 個の曲率の組より 4 次元多項式の決定するための近似 (青線) を表している．

### 3.3 曲率関数の検証

実機実験前に vlp-16 で発生するであろう自己位置推定の誤差を測定した．予備実験として，実験環境の 4 点離れた位置で各 10 回自己位置を推定した．今回の予備実験より，誤差の最大分散が 0.10[m] と計測された．実機実験では，この誤差と車両上のセンサの振動を考慮



画像 ©2020 Google 2m 

Fig. 3.2 Two different paths

して 0.80[m] 以内の測定データは誤差として除外する．上記の曲率関数が正確かどうかを実験的に確認した．初期角度を 94.5 度として式 (2.1), 式 (2.6) から経路を復元した．Fig. 3.5 では, 測定位置を赤色の点として表し, 経路を青色のラインとして表す．曲率は隣接する 3 点から計算されるため, 始点と終点を除く点の曲率から経路を生成している．離散曲率には電子誤差があるため, 復元された経路は環境座標上の測定点に近いと考えたが, 曲率の誤差と次の 2 つの曲率は最小自乗法により互いに相殺される．

### 3.4 経路分類の検証

Fig. 3.6 は 10 回全ての経路に対して上記手順から曲率関数を求めた結果である．赤色の実線は急な曲線の曲率関数を表し, 紫色の実線は緩やかな曲線の曲率関数を表している．Fig. 3.6 から同じ経路に対しては似たような曲率関数が得られる判断できる．つまり経路は曲率系列を比較することで分類できると考えられる．経路は曲率関数の特徴から判断できると Fig. 3.6 から考えられる．本実験では, 経路は曲率系列を比較することで分類できると考えられる．同様の曲率関数は同じ経路を表すとみなせるため, ハンドルを介した力は過

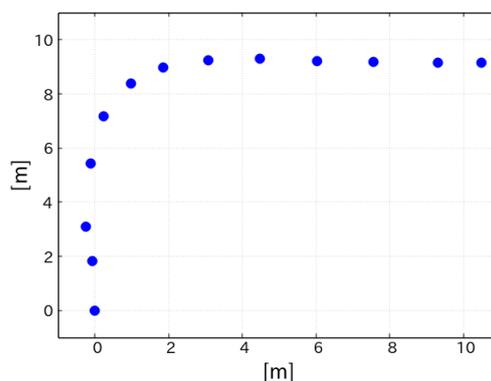


Fig. 3.3 Example of self-localization

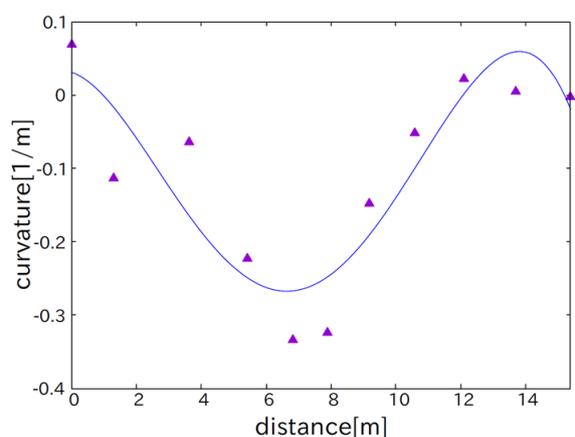


Fig. 3.4 Example of curvature function

去の曲率系列の適合度から決定される。

### 3.5 実機実験の成果及び考察

実機実験より、運転者が同じと思う経路は同じモデルに、異なると思う経路は別のモデルに分類できそうである。モデルを分類することができれば、曲率モデルより走行中の操作系列から次の操作を推定できる。そして、モデルとの適合度に応じた力をハンドルを介して運転者に伝えることで力覚コミュニケーションも可能となる。これらから、提案するアルゴリズムで運転支援が可能であると考えられる。

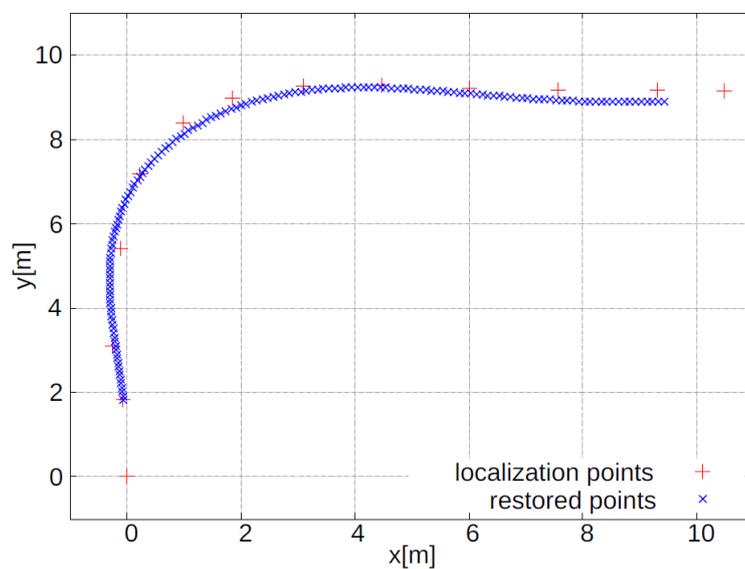


Fig. 3.5 Example of restored route

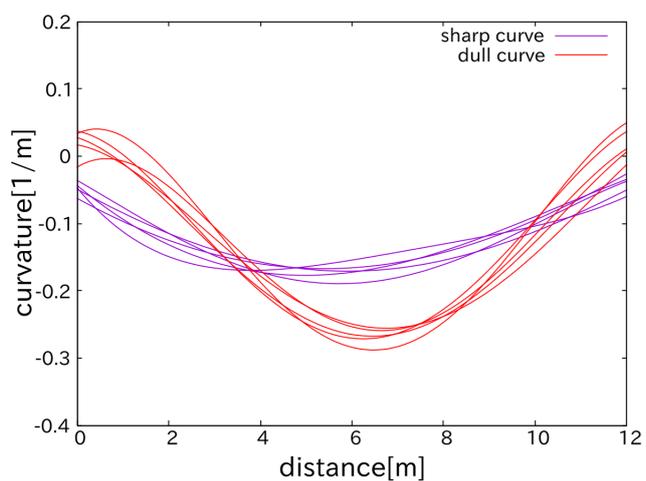


Fig. 3.6 Curvature function per path

## 第 4 章

# 数理解析

ノイズや誤差による影響が経路復元にどの程度影響を及ぼすのか数理解析する。数理解析する前提条件として以下の条件を与える。まず一定値の曲率で表される経路。経路走行時に等間隔で位置を取得している状況を想定。実際の自己位置推定時にノイズを考慮するため、推定した点ごとにガウシアンノイズがのるものとする。具体的には、Fig. 4.1 のような半径 10[m] の四分円の円弧上を走行経路とする経路を考え、 $6[^\circ]$  ずつ自己位置が測定された状況とする。この経路は推定される点が 16 点で、曲率は 14 個得られる。曲率関数は 0 次方程式 ( $\rho = 0.10$ ) で復元できるため誤差がどのような影響を及ぼすか判断しやすい。各点における座標は  $(x_i, y_i)$  と角度  $\theta_i$  は式 (4.1) で計算される。このとき  $i$  は 0 から 15 である。曲率は曲率半径の逆数であるため、曲率半径の誤差解析をする。Fig. 4.2 は曲率計算の簡略化のために、曲率半径を求めたい点と原点を結ぶ線を新たな軸に対して、隣接する前後の 2 点を線対称に配置した図である。また、Fig. 4.2 では Fig. 4.1 の扇形を回転させて番号を振りなおしている。曲率半径方向と接線方向に誤差を分解して誤差量を解析することでより計算を簡略化する。各点における曲率半径方向と接線方向の誤差量は  $(\Delta r_i, \Delta n_i)$  とする。このときの曲率半径の計算式は式 (2.4) より式 (4.2) と表される。式 (4.2) は  $\Delta r_0$  のみが変わったときの曲率半径を求める式である。このとき  $\Delta r_{+1} = \Delta r_{-1} = 0$  とする。

$$\theta_i = 6i[\text{deg}] \tag{4.1}$$

$$R_0 = \frac{\{\Delta r_0 - (x_{+1} - x_0)\}^2 + y_{+1}^2}{2\{\Delta r_0 - (x_{+1} - x_0)\}} \tag{4.2}$$

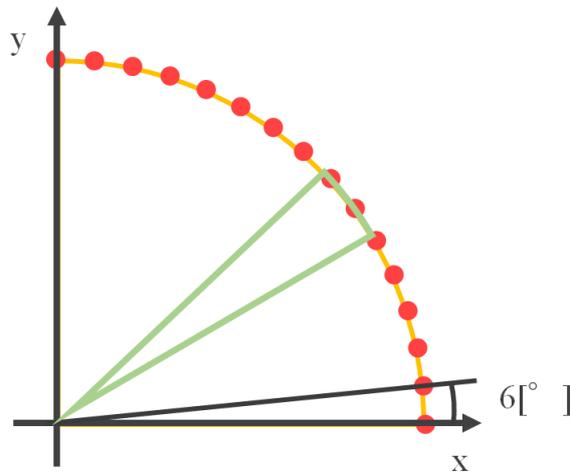


Fig. 4.1 Mathematical analysis path

### 4.1 曲率半径の数理解析

3点それぞれが同じ方向に  $\Delta r$  変化したとき，半径は  $\Delta r$  増加する．そのため半径の変化量は式 (4.3) で表される．曲率半径を求める3点が曲率半径が増える方向に増加したと考えると曲率半径の変化量の式は式 (4.4) と表すことができる．

$$\frac{\partial R}{\partial \Delta r_{-1}} \Delta r + \frac{\partial R}{\partial \Delta r_0} \Delta r + \frac{\partial R}{\partial \Delta r_1} \Delta r = \Delta r \tag{4.3}$$

$$\frac{\partial R}{\partial \Delta r_{-1}} + \frac{\partial R}{\partial \Delta r_0} + \frac{\partial R}{\partial \Delta r_1} = 1 \tag{4.4}$$

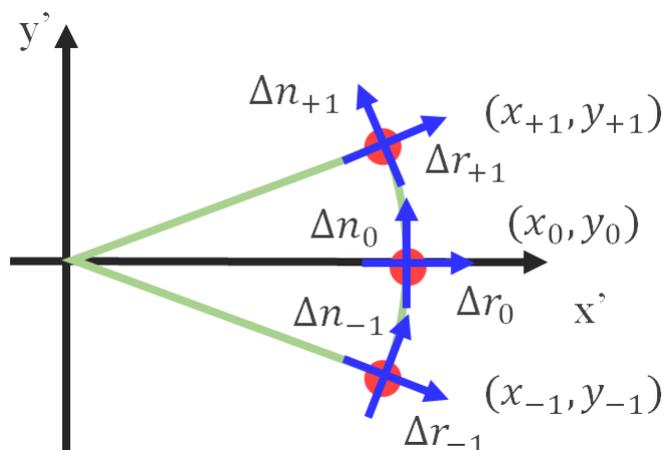


Fig. 4.2 Calculation of curvature

一定角度ずつ点を取るため Fig. 4.2 の中央の点と扇形の中心を軸に上下対象に点を配置することで計算を簡略化する．扇形の中心を原点とする．これより両端の点の変化量の関係式 (4.5) が得られる．また式 (4.4) より中央の点の変化量は式 (4.6) として求められる．式 (4.4) , 式 (4.5) , 式 (4.6) より両端の変化量は式 (4.7) として求められる

$$\frac{\partial R}{\partial \Delta r_{-1}} = \frac{\partial R}{\partial \Delta r_{+1}} \tag{4.5}$$

$$\frac{\partial R}{\partial \Delta r_0} = 1 - \frac{\Delta r_0}{2} \left[ 1 + \left\{ \frac{y_{+1}}{\Delta r_0 + (x_0 - x_{+1})} \right\}^2 \right] \tag{4.6}$$

$$\frac{\partial R}{\partial \Delta r_{-1}} = \frac{\partial R}{\partial \Delta r_{+1}} = \frac{\Delta r_0}{4} \left[ 1 + \left\{ \frac{y_{+1}}{\Delta r_0 + (x_0 - x_{+1})} \right\}^2 \right] \tag{4.7}$$

## 4.2 数理解析の考察

得られた3式(式 (4.3) , 式 (4.6) , 式 (4.7) ) から考察できることは変化量が小さいときは誤差に影響を及ぼさない．変化量が大きいつきは両端の点と真ん中の点は相殺関係とな

る．低い次数で本手法を適用すれば誤差は相殺できると考える．

### 4.3 数理解析のまとめ

本論文では実機実験で得られた結果の精度が妥当なものなのか例を立てて数理解析した．式の簡略化のため軸を曲率半径方向と接線方向に取り，上下対象になるように図形を考えることで更なる式の簡略化をした．変化量が小さいときは誤差に影響を及ぼさず，変化量が大いときは両端の点の変化量と真ん中の点の変化量は相殺関係となる．

## 第 5 章

# おわりに

本研究では人の運転における意図を車両に学習させることで運転支援が可能になると考えている。運転者の意図が表れるのはハンドル操作そして車両経路である。特にハンドル操作は直接運転者の意図が表現される。先行研究からハンドルには遊びがあるためハンドル操作から車両経路を判断することは難しいと判明していた。そこで我々はハンドル角と車両経路を結びつける曲率モデルを提案した。ハンドル操作や車両経路は連続データである。しかし、曲率は LiDAR から推定されるため離散データである。そのため曲率からハンドル角や車両経路を直接表現することはできない。そこで本研究では離散曲率データから連続曲率関数へ補間する  $k$  次多項式近似法を提案した。本手法の着眼点は関数の各パラメータは線形で表現されるため、離散曲率を直接最小自乗法より 1 回の計算で近似したことである。この手法を考えたのは、運転支援で利用するにはリアルタイムでの補間が必要となるからである。実機実験より、本手法で得られた曲率関数から経路復元したところ得られた経路は推定した位置に近いと考えた。運転者が同じと思う経路は同じモデルに、異なると思う経路は別のモデルに分類できそうである。数理解析より、実機実験の結果が妥当なものであると判断した。今後の課題として推定位置のノイズが曲率にどの程度の誤差を与えるのか数理解析結果から判断することで本提案がどの程度有用性があるのかを判断する。有用性が判断できた場合は、本手法を用いて同じ道を人が車両を運転する時にモデルにどう表れるのか、また同じ道を同

じ人が運転する時にモデルは変化するのかを調べる必要がある。

## 付録

### 1. 自己位置推定方法

本研究では自己位置推定は測定した点群から基準点付近の点群を選択し，それらの点群を式を利用して最小二乗平面式 (5.1)-式 (5.5) を算出する．得られた 2 平面から式を利用して交線を求める，得られた交線が  $z = 0$  となる時の  $x, y$  を算出式 (5.6), 式 (5.7) することで自己位置推定する Fig. 5.1 .

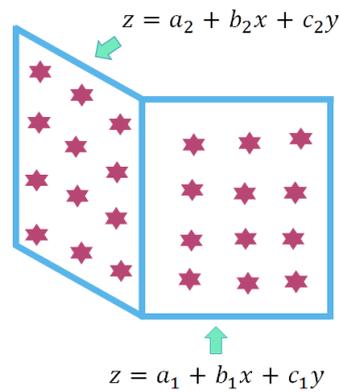


Fig. 5.1 Calculation

$$y = a + bx + cz \quad (5.1)$$

$$A = \begin{bmatrix} \sum_1 & \sum x_i & \sum z_i \\ \sum x_i & \sum x_i^2 & \sum x_i z_i \\ \sum z_i & \sum x_i z_i & \sum z_i^2 \end{bmatrix} \quad (5.2)$$

$$x = \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

$$B = \begin{bmatrix} \sum y_i \\ \sum x_i y_i \\ \sum z_i y_i \end{bmatrix} \quad (5.4)$$

$$x = BA^{-1} \quad (5.5)$$

$$x = \frac{a_2 - a_1}{b_1 - b_2} \quad (5.6)$$

$$y = \frac{a_2 b_1 - a_1 b_2}{b_1 - b_2} \quad (5.7)$$

LiDAR から自己位置を測定する方法を記述する。Fig. 5.2 では、LiDAR から測定した凹面が示されている。黒い線は建物を表し、青い線は壁を測定するレーザで黄色の円は LiDAR を示している。

車両の自己位置推定では、建物の凹面の角が Fig. 5.2 の原点に設定される。角を構成する 2 つの平面は 3-D LiDAR からレーザにより測定される。各平面は、最小自乗法より推定される。角の位置は 2 つの平面により作成される交線として推定される。従って、角の位置は LiDAR から測定される。逆に、車両上の LiDAR の位置は角から測定される。

予備実験としてセンサの電気ノイズを測定した。予備実験では実験環境の 4 点離れた場所で事故位置推定を 10 回推定した。予備実験において、誤差の最大分散は 0.10[m] であった。

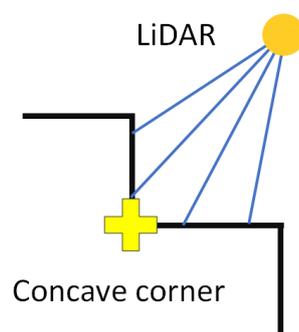


Fig. 5.2 Localization

実験において，この誤差と車上のセンサの揺れを考慮して， $0.80[\text{m}]$  以内の測定データは誤差として排除した．

### 3. 実験環境

実機実験の場所として三重大学内の一区画 Fig. 5.3 を利用した．この場所を選択した理由としては直角の角を計測できる建物の中で十分にスペースが存在し，また角付近に雨樋などの外乱が少ないためである．

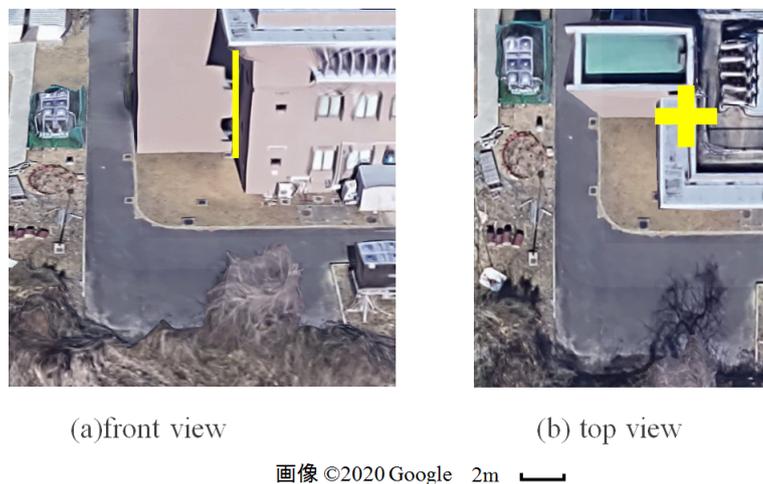


Fig. 5.3 Location of experiment

### 4. 追加実機実験

実機実験より（急な曲線，緩やかな曲線）が分類できると考えられる．本手法を用いて直線とスラロームという2経路も分類できるのか実機実験した．本実験では異なる4経路を分類する．4経路は a:急な曲線，b:緩やかな曲線，c:スラローム，d:直線である．これら4経路の位置関係は Fig. 5.4 のようになる．本手法より求められた曲率関数は Fig. 5.5 のようになる．実機実験の結果から直線とスラロームを表現する曲率関数も曲率系列から経路分類できそうだと考えれる．



画像 ©2020 Google 2m

Fig. 5.4 Four different paths

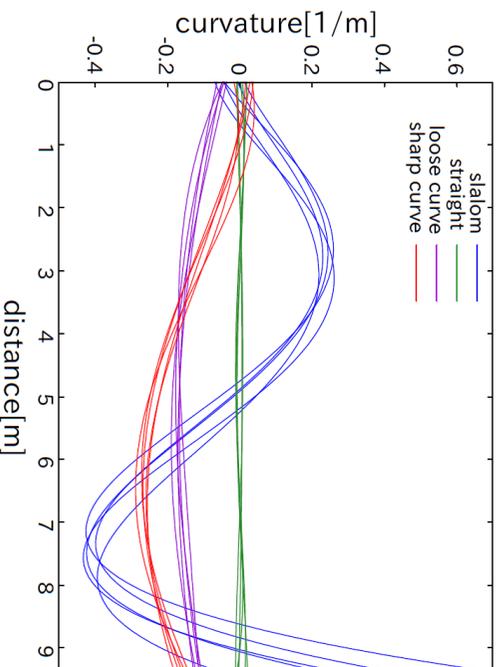


Fig. 5.5 Curvature fuction in four paths

## 参考文献

- [1] 油田 信一, 水川 真, 橋本 秀紀, 田代 泰典, 大久保 剛史, 移動ロボットに遊歩道を自律走行させるつくばチャレンジ 公開走行条件の考え方と 2010 年度の結果, システム/制御/情報 . Vol.55 , No.7 , pp.278-283 , 2011
- [2] 黒田 洋司, 永田 裕也, 西川 佑輝, 藤井 悠人, 寺田 英介, 三橋 雅仁, つくばチャレンジ 2010 における事前の詳細計測に依らない自律移動システム, 日本ロボット学会誌 , Vol.30 , No.9 , pp.907-916 , 2012
- [3] 江口 純司, 尾崎 功一, 三次元測位域センサを用いた走行可能領域の抽出 一般市街地における自律移動ロボットの開発 , 係争自動制御学会論文集 , Vol.52 , No.3 , p.152-159 , 2016
- [4] 澤野 弘明, 岡田 稔, 4 本 snake による道路両端白線の両エッジ追跡の検討, 情報処理学会論文集 Vol.48, pp.2868-2873, 2007
- [5] 赤木 康広, ポンサトーン ラクシンチャラサク, 先読み運転支援を可能にするための逆衝突確率モデルを用いた経路計画手法に関する研究, 自動車技術論文集 Vol.48 No4, pp.859-865, 2017
- [6] 田崎 勇一, 多分解能状態空間ロードマップ法による軌道計画, 自動車技術会春季学術講 Vol.32 No.6, pp.519-524, 2014
- [7] Takuma Ito , Satoshi Nakamura, Kyoichi Tohriyama, Minoru Kamata , Data-based Modification System of LeanMAP Contents for Automated Driving , International Journal of Automotive Engineering Vol9, No.3, pp.115-123, 2018

- [8] Keisuke Kazama , Toshiki Kawakatsu, Yasuhiro Akagi, Hiroshi Mouri , Estimation of Ego-Vehicle's Position Based in Image Registration , International Journal of Automotive Engineering Vol9, No.3, pp.151-157, 2018
- [9] Tomoki Matsuo, Hiroshi Suzuki, Akinobu Kuwahara, Takahiro Kitajima, Safe Driving Support System for Electric Wheelchair Based on Time to Collision and Degree of Danger, Journal of Signal Processing, Vol.22, No.4, pp.211-214, July 2018
- [10] Linh Thanh TRINH , Kazushi SANO, Amila JAYASINGHE, Tu Vu TRAN , Two-player Game-theory-based Analysis Driver's Behavior at a Signalized Intersection , Asian Transport Studies Vol5, Issue 2, pp.272-291, 201
- [11] 田村 重文, 尾崎 友紀, 野田 哲也, 前川 卓, B-spline 曲線による無人車両の準最適走行経路生成, 日本機械学会 第 18 回設計工学・システム部門講演会, p.411-414, 2008
- [12] 辻澤 隆彦, 自動パーキングのための経路生成法の提案, 日本機械学会論文集 (C 編), 73 巻, 729 号, p.1273-1278, 2007
- [13] 菅沼 直樹, 松井 俊樹, 自動運転自動車の走行経路高速生成法, 日本ロボット学会誌, pp.1281-1286, 2011
- [14] Shi-yu Qiu, 須田 大春, 牧野 洋, 曲率を連続にした接線法によるクロソイド補間, 精密工学会誌, Vol.60, No.11, p.1596-1600, 1994
- [15] 高橋 樹生, 中野 公彦, Zheng Rencheng, 大堀 真敬, 瀬川 雅也, 石原 敦, 力覚指示と軌道誘導による車線変更支援, 生産研究, 67 巻 2 号, p.195-198, 2015
- [16] 田畑 優祐, 松井 博和, 加藤 典彦, 運転者と車両の力覚コミュニケーションによる運転支援 -環境座標に基づくモデル生成方法-, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会, 2019

- [17] Yusuke Tabata, Hirokazu Matsui, Norihiko Kato, A proposal of Driving support system with Force interaction between the driver and the vehicle -by introducing curvature model without non-linear fitting-, 25th International Symposium on Artificial Life and Robotics (AROB 25th 2020), pp.317-320
- [18] 益川 勇貴, 松井 博和, 運転者と機械の力覚を介するコミュニケーションによる運転支援, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会, 2016
- [19] Yuki Masukawa, Hirokazu Matsui, Abdul Hamid Adom, Norihiko Kato, a proposal of driving system for creating suitable driving model by using the force interaction between the driver and the vehicle, AROB, 2018

## 謝辞

本研究を遂行および修士論文の作成に当たり、御指導と御鞭撻を賜りました三重大学 松井 博和 助教に対して、深く感謝いたします。研究をするにあたり COMS のハード面の設計や実験のサポートをしてくれた前野君に感謝いたします。率先して実験に参加してくれるだけでなく、COMS が動かなくなった時最後まで助けてくれた尾形君、乙幡君に感謝いたします。本研究を進めるにあたり、センサの精度を測る予備実験から度々実験に協力してくれた柴田君、長岡君に心より感謝いたします。本研究に際して、様々なご指導を頂きました三重大学 加藤典彦 准教授さらに矢野賢一 教授に対して感謝いたします。