

# 電動アシスト車いすの路面外乱レベル適応型直進旋回走行制御法

山根 亮佑<sup>\*1</sup> 関 弘和<sup>\*1</sup>

## Disturbance Level Adaptation Type Straight and Circular Driving Control Method of Power-Assisted Wheelchair

Ryosuke Yamane<sup>\*1</sup>, Hirokazu Seki<sup>\*1</sup>

**Abstract** - This paper describes a driving control scheme of power-assisted wheelchairs for comfortable driving on large disturbance roads. This study constructs the individual optimal driving parameter maps in advance in order to realize the comfortable driving which depends on users and disturbance roads. The target position based on the right and left pushing torque is estimated by neural network and properly redesigned using optimal parameter maps. Some verification results are provided to show the effectiveness of the proposed driving control system.

**Keywords:** power-assisted wheelchair, neural network, drivability, driving control

### 1. はじめに

日本の高齢者人口(65 歳以上)は年々増加し続け、2016 年で 3461 万人にのぼり、過去最高の水準となっている。これは総人口の約 27.3%にあたり、日本人の 4 人に 1 人以上が高齢者ということになる。この割合は今後も上昇し、2035 年には日本人の 3 人に 1 人が高齢者になると見込まれている<sup>[1]</sup>。そこで、高齢者や障がい者が人のサポートなしで移動できる車いすの需要が高まると予想される。そのため、本研究では腕力の衰えた高齢者や障がい者でも使用しやすい電動アシスト車いすに着目し、走行制御によるアプローチで走行の安全性、搭乗者の負担の減少を図る。

電動アシスト車いす<sup>[2]</sup>は、搭乗者が入力した力に電気モータによる補助を加えて走行する移動支援機器であり、高齢者や障がい者等の力の弱い人でも容易に走行させることができる。図 1 に示すヤマハ発動機製電動ハイブリット化ユニット JW-II が有名であるが、実際の走行においては、搭乗者の入力に対して一定のアシスト比でしか補助を行わないことから、急発進や前輪の浮遊など搭乗者の意図しない走行を起こしやすく、芝生等の高外乱路面では走破性が著しく低下することによる搭乗者の負担の増加や、意思通りの直進旋回走行を行えないといった走行制御に関する課題も多く存在する。そこで本研究では、これらの課題を解消するために搭乗者ごとに事前作成した最適走行パラメータマップに基づき、路面外乱の変化に対応した目標位置へ向けて、意思通りかつ安全な走行を実現する、路面外乱レベル適応型直進旋回走行制御法を提案する。



図 1 電動アシスト車いす(JW-II)

Fig.1 Electric power-assisted wheelchair (JW-II)

### 2. 電動アシスト車いすの制御法

#### 2.1 一次遅れ系によるアシスト走行制御法

一次遅れ系によるアシスト走行制御法<sup>[3]</sup>の構成図を図 2 に示す。トルクセンサから得た人間の入力トルク  $T_h$  に対して一次遅れ系を介し、その時定数  $\tau_a$  を切り替えている。 $T_a$  はアシストトルク出力、 $T_d$  は外乱トルク、 $\alpha$  はアシスト比であり、(1)式のように設計する。

一般の車いすのような自然な走行を実現するため、入力トルクがなくなった後もアシストトルクを生成する必要がある。車いすが惰性走行を行うために、搭乗者の入力トルクに対して一次遅れ系を介して、入力トルクの変化に応じて(2)式のように  $\tau_a$  を変化させている。搭乗者がハンドリムを握り、入力トルクを増加させている間は  $\tau_a$  を小さくして( $\tau_a = \tau_f$ )アシストトルクの早い立ち上がりを実現し、ハンドリムから手を離して入力トルクが減少している間は時定数を大きくして( $\tau_a = \tau_s$ )緩やかな惰性走行を生み出している。

このアシスト制御法を左右輪それぞれに適用することで、パワーアシスト車いすの走行が実現される。走行実験結果の一例を図 3 に示す。

\*1: 千葉工業大学大学院 工学研究科

\*1: Graduate School of Engineering, Chiba Institute of Technology

$$T_a = \frac{\alpha}{(1 + \tau_a)} T_h \quad (1)$$

$$\tau_a = \begin{cases} \tau_f & \frac{dT_h}{dt} \geq 0 \\ \tau_s & \frac{dT_h}{dt} < 0 \end{cases} \quad (2)$$

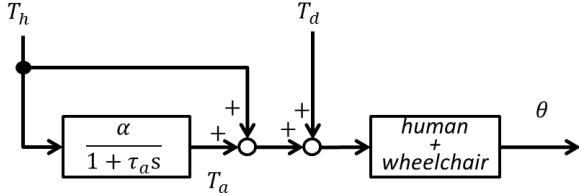


図2 パワーアシスト制御システムの構成  
Fig.2 Configuration of power assisting control system

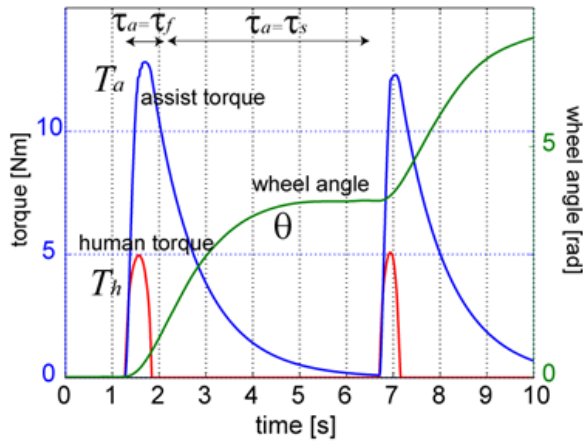


図3 走行実験の例

Fig.3 Example of the driving experimental result

## 2.2 軌道追従型走行制御法

本論文では走行実験による検証を行わなかったが、軌道追従型走行制御法を用いて目標位置への走行を行う。

軌道追従型走行制御法は図4に示す通り、目標位置の推定結果から、その目標位置への軌道に追従するような前進速度  $V$  と姿勢角速度  $\omega$  を出力する自動走行制御である。仮想インピーダンス制御及び軌道追従型走行制御法を用いた制御法に関する詳細は4章で説明する。

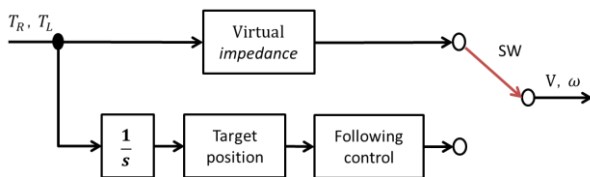


図4 軌道追従型走行制御

Fig.4 Target position estimation type driving control

## 3. 路面外乱レベル適応型直進旋回走行制御法

### 3.1 概要

路面外乱レベル適応型直進旋回走行制御法は、路面外乱の推定、目標距離の推定、ニューラルネットワークを用いた推定位置の導出、最適走行パラメータマップによる目標位置の再設計を組み合わせる手法で、1 漕ぎ目は2.1 章で述べた一次遅れ系による走行制御で走行している路面の外乱推定を行い、2 漕ぎ目以降は外乱推定と入力トルクに基づいて決定された目標位置へ2.2 章で述べた軌道推定型走行制御法を用いて走行する。

### 3.2 目標位置推定の流れ

目標位置推定の流れを以下に示す。①–⑥は目標位置推定に用いるパラメータの事前作成、⑦–⑩は目標位置の設計と目標位置への走行制御である。

- ① アシスト比と慣性時定数を変えながら走行し、最適走行パラメータマップを作成する。
- ② 最適パラメータで操作トルクを変えながら走行し、目標距離推定のための回帰分析を行う。
- ③ ②で求めた回帰分析の結果からレベル1とそのレベルの目標距離の比を求める。
- ④ 走行距離が伸びすぎたと感じるパラメータで走行し、目標距離の上限を決定する。
- ⑤ レベル1の路面で最適パラメータを用いて目標基準点( $X_r$ ,  $Y_r$ )へ向けて走行し、学習データを収集する。
- ⑥ ⑤の学習データから入力トルクの和と差、走行位置( $X_d$ ,  $Y_d$ )でニューラルネットワークの学習を行う。
- ⑦ 1 漕ぎ目を一次遅れ系の走行制御で外乱を推定する。
- ⑧ 2 漕ぎ目以降は軌道追従型走行制御法で入力トルクより推定位置( $X_e$ ,  $Y_e$ )を導出する。
- ⑨ ⑦の外乱推定がレベル2以降なら③の目標距離の比で推定位置を補正し、④の上限距離を超えていたら推定位置を再設計して目標位置( $X_t$ ,  $Y_t$ )を決定する。
- ⑩ 軌道追従型走行制御で⑨で決定された搭乗者にとって最適な目標位置へ向けて走行する。

### 3.3 路面外乱のレベル分け

路面の違いで車いすの進みにくさは変化し、搭乗者の負担も変化する。そのため、負担を軽減するには、アシストを外乱の大きさに合わせて変化させる必要がある。

そこで、図5に示す外乱オブザーバを用いて路面外乱の大きさを計測した。入力を入力トルク  $T_h$  とアシストトルク  $T_a$  であり、出力は車輪が回転に用いられたトルクである。この入力と出力の差が外乱を打ち消すのに用いられたトルクであり、この差を路面外乱の推定値  $T_d$  とした。

そして、外乱オブザーバを用いて推定した路面外乱の大きさを4段階にレベル分けすることで、路面外乱に適したアシストに変化させた。今回はそのレベルの代表例としてレベル1を平坦路面、レベル2を人工芝(図6左)、レベル3を坂3.8度、レベル4を坂6.4度(図6右)とした。

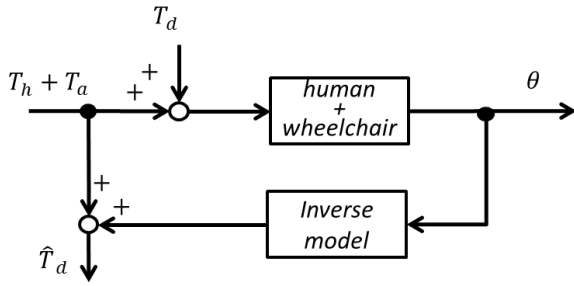


図5 外乱オブザーバの構成  
Fig.5 Configuration of disturbance observer



図6 外乱路面の例  
Fig.6 Examples of disturbance road

### 3.4 最適パラメータの決定

3.3 節で定めた外乱レベルを想定した路面で、アシスト比と慣性時定数を変えて走行し、図7に示すように、搭乗者が主観的に「良い」、「いまひとつ」、「悪い」の三段階で評価して安全で乗り心地の良い走行ができているかを記述した最適走行パラメータマップを搭乗者ごとに事前に作成する。そして、良い走行だと評価された範囲で(3)式の走行効率  $DE$  が最も高いアシスト比と慣性時定数をその外乱レベルで搭乗者にとって最も安全で乗り心地の良い最適値とした。 $d$  は1 漕ぎでの走行距離で、 $T_h$  は左右の入力トルクの和である。

$$DE = \frac{d}{\int T_h dt} \quad (3)$$

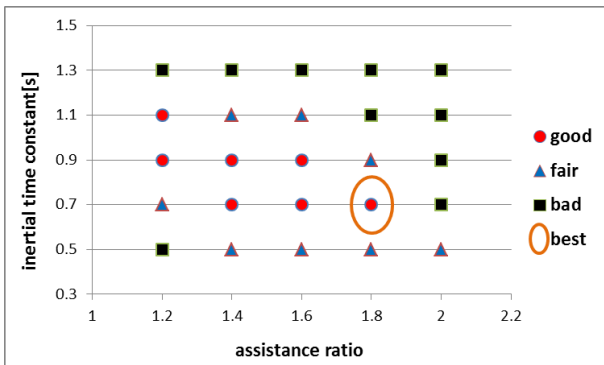


図7 最適走行パラメータマップ  
Fig.7 Optimal driving parameter map

### 3.5 目標距離の推定

3.4 節の最適なアシスト比を用いて、各レベルの目標距離を作成する。目標距離とは、1 漕ぎでどれだけの距離を走行するのを入力トルクに応じて決定するものである。目標距離の作成は図8に示すように、各レベルの路面で最適値を用いて走行し、そのときの走行距離と入力トルクの大きさを回帰分析を行い、その関係を一次関数で近似して求めた。

また、提案する手法では、レベル1の目標位置を基準にレベル2以降の目標位置を導出するため、図8で求めた目標距離の回帰分析の結果からレベル1とそのレベルにおける目標距離の比を求めた。

さらに、何らかの影響で入力トルクが大きくなってしまった場合に、目標距離が大きくなりすぎて走行距離が伸びすぎるのを防ぐために、図9に示すように目標距離の上限を設定した。目標距離の上限は、最適走行パラメータマップの走行距離が伸びすぎているひとつと評価した点を用いて、各レベルの路面を数回走行して決定した。

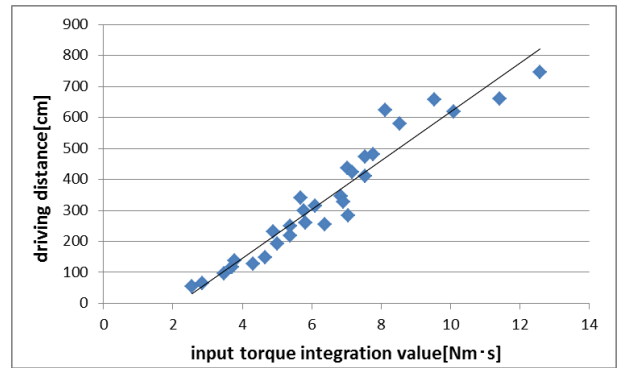


図8 回帰分析を用いた目標距離の設計  
Fig.8 Target distance design by regression analysis

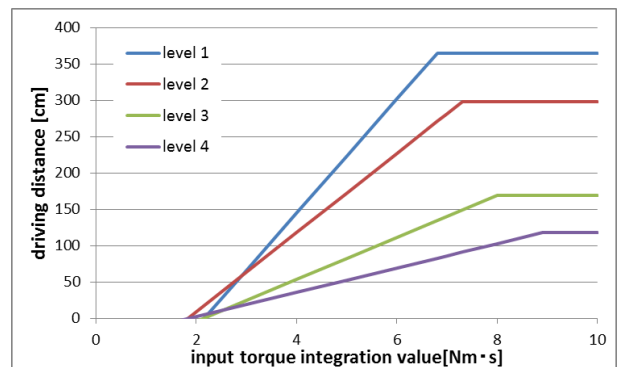


図9 上限付き目標距離の設計  
Fig.9 Target distance design with upper limit

### 3.6 ニューラルネットを用いた目標位置推定

外乱のレベルに対応したパラメータに変化させて走行した際に、直進走行では搭乗者にとって快適な走行を実現することができたが<sup>[4]</sup>、旋回走行においてはパラメータや路面外乱が変化することによって力がかかる感覚が変わり不安定になるといった問題が見られた。

この問題を解決するために、図 10 に示す通り従来の手法では入力トルクの和から外乱レベルに応じた目標距離を推定していたが、提案する手法ではレベル 1 の直進旋回走行を基準として入力トルクから推定位置( $X_e$ ,  $Y_e$ )を導出し、3.5 節で求めた目標距離の比と上限距離から外乱レベルに適した目標位置( $X_t$ ,  $Y_t$ )を再設計することでレベル 2 以降の路面においても旋回走行の感覚を均一化し、搭乗者にとって快適な走行を実現できると考えた。

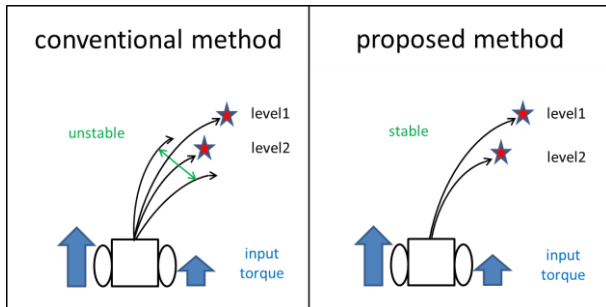


図 10 提案手法の例

Fig.10 Example of proposed method

目標位置を推定する際に旋回走行のような非線形な特性に対応できる制御を実現するため、ニューラルネットワークを用いた制御を提案する。これまでにもいくつかの運動制御や解析手法としてニューラルネットワークは導入されており<sup>[5-6]</sup>、人間の操作特性を教師信号としてニューラルネットワークを構築する例もある<sup>[7]</sup>。ニューラルネットワークは非線形近似手法として理論的に体系化されていて、今回のような定式化が困難な非線形なデータでも容易に構築でき、必要とされる機能を自動形成する学習能力があるため採用した。図 11 に示すのは目標位置を推定するニューラルネットワークで、今回入力層は入力トルクの和と差の 2 個で隠れ層は 10 個、出力層は走行位置( $X_d$ ,  $Y_d$ )の 2 個で学習し、推定位置( $X_e$ ,  $Y_e$ )を導出する。

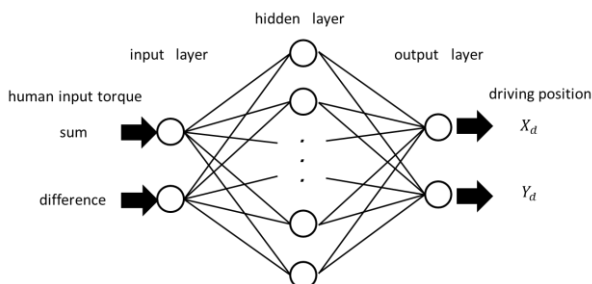


図 11 ニューラルネットワークによる目標位置学習

Fig.11 Configuration of neural network to learn target position

## 4. 目標位置への速度・姿勢制御

### 4.1 制御概要

車いすの走行制御は、漕いでいる状態(STATE1)と漕ぎ終わり惰性で進んでいる状態(STATE2)に分けて行う。(図 12 参照)

STATE1 では目標位置推定のための情報収集を行い、STATE2 では得られた推定結果からの走行軌道生成と追従制御<sup>[8]</sup>を行う。

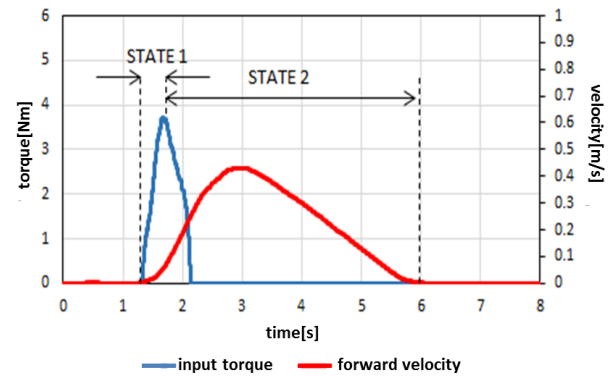


図 12 走行制御の状態の切り替え

Fig.12 Driving state switching

### 4.2 STATE1:仮想インピーダンス制御

漕いでいる間は目標位置の推定ができないので、その間だけ入力トルクから速度指令を出力しなければならない。ここで用いる仮想インピーダンス制御とは車いす走行時の粘性抵抗と慣性抵抗を仮想的に設定し、(4)式に示すように左右の入力トルク  $T_R$ ,  $T_L$  から左右の指令速度  $V_R$ ,  $V_L$  を算出し、その指令速度に追従させる制御手法である。ただし、 $B$ ,  $M$  はそれぞれ仮想粘性係数、仮想慣性係数である。

$$V_{R,L} = \frac{1}{Ms + B} T_{R,L} \quad (4)$$

### 4.3 STATE2:追従制御

図 13 に示すように初期位置から推定された目標位置への直線上を走行経路とし、その経路に追従する制御を行う。車いすの姿勢角度は(5)式に従って、その直線との姿勢角度誤差  $\Delta\theta$ 、距離誤差  $\Delta d$ 、姿勢角速度  $\omega$  の和からなる修正量  $\Delta\omega$  によって姿勢角度  $\theta$  を補正する。ただし、 $K_{\Delta\theta}$ ,  $K_{\Delta d}$ ,  $K_{\Delta\omega}$  は各値の比を決めるゲイン係数である。各ゲイン係数は車いすが直線に乗るまでの軌道、乗り心地を考慮して試行錯誤的に決定した。

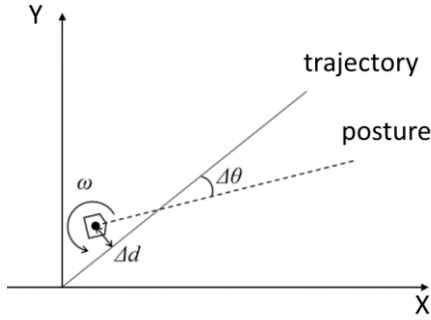


図 13 軌道追従制御

Fig.13 Following trajectory control

$$\Delta\omega = -[K_{\Delta\theta}\Delta\theta + K_{\Delta d}\Delta d + K_{\Delta\omega}\omega] \quad (5)$$

## 5. 目標位置推定の検証

### 5.1 学習データの測定

レベル 1 の路面で図 14 に示す目標基準点( $X_r, Y_r$ )へ向けて 5 回ずつ走行した 100 個のデータから、入力トルクの和と差、目標基準点へ向けて走行して実際に到着した走行位置( $X_d, Y_d$ )を学習データとしてニューラルネットワークによる学習を行った。

全ての入力トルクと目標位置の関係を学習させるのは難しいが、目標位置の間は学習によって得られた汎化能力によって未知の入力トルクの情報がニューラルネットワークに入ってきてても、ある程度適切な推定が行われると考えられる。

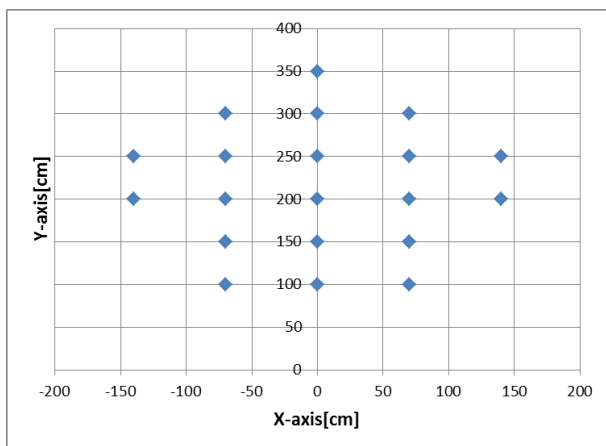


図 14 目標基準点

Fig.14 Reference target position

### 5.2 検証結果

学習データとは別に図 14 に示す目標基準点( $X_r, Y_r$ )へ向けて走行し、50 個のデータをテストデータとして検証を行った。表 1 で示している結果はテストデータ測定時における走行位置( $X_d, Y_d$ )とニューラルネットワークを用いたテストデータの推定位置( $X_e, Y_e$ )の推定誤差と(6)式で求められる推定誤差と走行位置に対する相対誤差  $RE$  である。

図 15 は走行位置と推定位置を比較したものであるが、学習データに入っていない走行位置、学習データに入っている走行距離や旋回角度が大きく、目標基準点の外側に位置するデータは誤差が大きく、目標基準点の内側へ向けて推定される傾向にあった。これは、ニューラルネットワークによる学習において過学習を起こしている汎化能力が失われているため、目標基準点の多い内側の方へ推定されている可能性がある。そのため、過学習にならない学習方法を検討する、またはテストデータにする範囲よりも広く学習データを測定することで推定結果が向上するのではないかと考えられる。

今回の相対誤差 11.9%は電動アシスト車いすの走行距離に対して考えると大きな誤差とは言えないが、実際に走行実験を行った際には誤差は更に大きくなると考えられるため推定結果を向上させることは課題となる。

表 1 検証結果

Table 1 Verification result

estimated error[cm]	relative error[%]
24.9	11.9

$$RE = \frac{\sqrt{(X_d - X_e)^2 + (Y_d - Y_e)^2}}{\sqrt{X_d^2 + Y_d^2}} \quad (6)$$

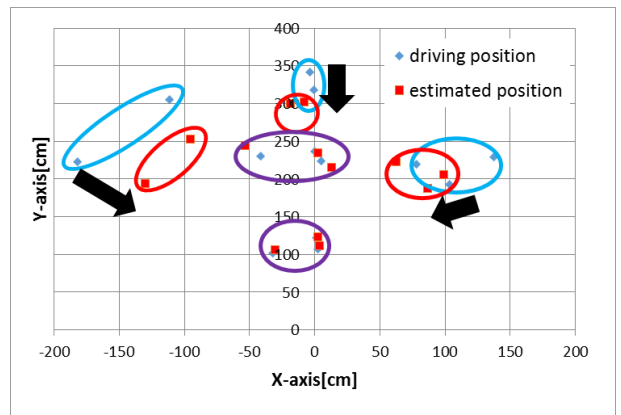


図 15 推定位置

Fig.15 Results of estimated position



### 5.3 路面外乱レベルの適応

5.2 節の結果より求めた、レベル 1 における推定位置 ( $X_e$ ,  $Y_e$ ) とレベル 2 に適応した推定位置を図 16 に示す。3.5 節で求めた目標距離の比に応じた推定位置の補正が行われており、旋回角度は変化しないため安定した旋回走行を実現できると考えられる。

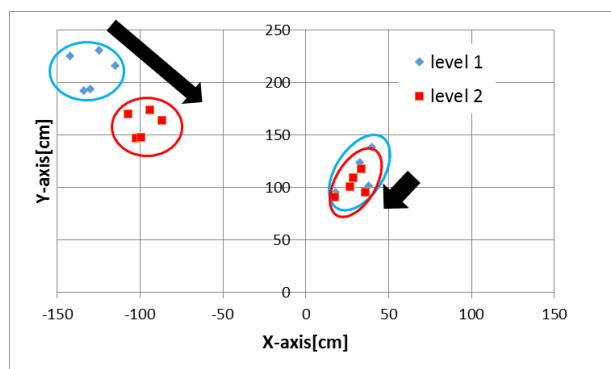


図 16 レベル 2 の推定位置

Fig.16 Estimated position of level 2

### 5.4 推定位置の上限考慮による目標位置の再設計

5.2 節で用いたテストデータとは別に目標距離を超えたテストデータ 5 個を用いて検証を行った。

図 17 はレベル 1 でテストデータ測定時における走行位置 ( $X_d$ ,  $Y_d$ ) とニューラルネットワークを用いたテストデータの推定位置 ( $X_e$ ,  $Y_e$ ) と上限付き目標距離に応じて再設計した目標位置 ( $X_t$ ,  $Y_t$ ) を比較したものである。推定位置が上限付き目標距離を超えていた場合には、推定位置と上限付き目標距離の比から最終的な目標位置を再設計することができる。

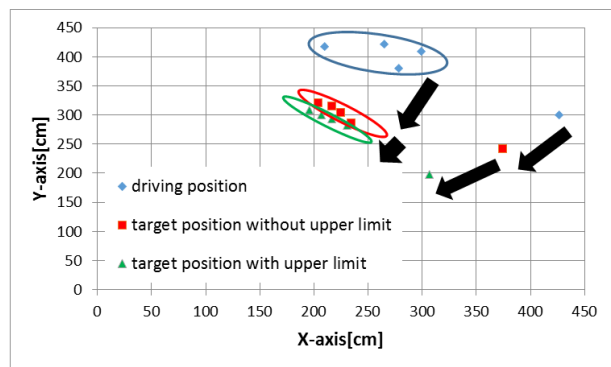


図 17 上限付き目標位置の設計

Fig.17 Target position design with upper limit

## 6. まとめと今後の課題

本論文では、搭乗者の意思通りで快適な直進旋回走行の実現を目的として、電動アシスト車いすの路面外乱レベル適応型直進旋回走行制御法を提案した。

今回走行実験による検証を行っていないが、従来の手法では直進走行における快適な走行が実現できているため、精度の向上は必要となるが提案した手法を用いることで、直進旋回走行共に搭乗者にとって意思通りで快適な直進旋回走行の実現ができると考えられる。

また、今回提案した外乱レベル適応型直進旋回走行制御法では、最適走行パラメータマップや目標距離、目標位置の推定を行う際に様々な路面で何度も走行しなければいけないため、手間や時間が大きくかかってしまう。そのため、図 18 に示すような外乱路面やパラメータを考慮したシミュレーションシステムを作成できれば、実際の走行を行わず室内で測定することができ、搭乗者の負担を減少できると考えられる。



図 18 シミュレーションシステムの例

Fig.18 Example of simulation system

## 謝辞

本論文を作成するにあたり、実験環境の構築に協力頂いた千葉工業大学の五十嵐肇氏と若林佑一氏、助言を頂いた倉本達矢氏と高長晶氏に深く感謝いたします。

## 参考文献

- [1] 総務省統計局：高齢者の人口(2016)
- [2] 内山, 福井：パワーアシスト車椅子の制御システム；日本機械学会シンポジウム講演論文集, pp.204-208 (1997)
- [3] 関, 畠, 子安, 堀：パワーアシスト車いすの後方転倒防止制御(その 1)～アシストトルク調整法と被験者評価による検証～；電気学会論文誌 ,D, Vol.124,3, pp.318-323 (2004)
- [4] 山根, 實川, 瀬野, 関：電動アシスト車いすの外乱レベル適応型走行制御法; LIFE2016, 3A1-D06 (2016)
- [5] 池田, 中山, 檜山：ニューラルネットワークを用いた誘導電動機設計支援システムの開発；電気学会論文誌,D, Vol.125,1, pp.84-90 (2005-1)
- [6] 阿部, 小西, 今井, 長谷川, 渡辺, 上條：ニューラルネットワークによる化学プラントにおける PID ゲイン調整システム；電気学会論文誌, D, Vol.128,7, pp.940-947 (2008-7)
- [7] 圓佛, 馬場, 松崎, 依田：ニューラルネットを用いたプラント運転ルールの抽出に関する研究；電気学会論文誌 D, Vol.111,1, pp.20-28 (1991-1)
- [8] 日本機械学会：ロボティクス；丸善出版 (2012)